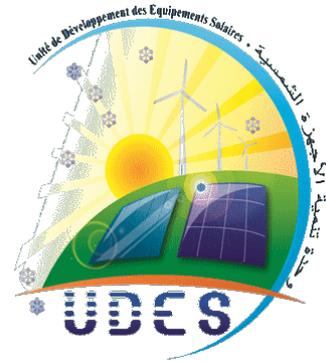


RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement et de la Recherche Scientifique

École Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département d'électrotechnique

Unité de développement des énergies solaire Bou Ismail, Tipaza

Laboratoire d'optimisation des systèmes énergétique

Mémoire de projet de fin d'étude en vue d'obtention du diplôme

Ingénieur d'état en Électrotechnique

Optimisation de la consommation d'énergie électrique d'un micro-réseau alimenté par multi-sources

Présenté par:

Mohand Saïd ABDAT

Sous la direction de :

Pr. Abdelhafid HELLAL (ENP)

Dr. Madjid CHIKH (UDES)

Présenté et soutenu publiquement le 08/07/2020

Composition du jury:

**Président
Examineur
Promoteur
Promoteur**

**Pr. L.Nezli
Dr. R.Belkacmi
Pr. A.Hellal
Dr. M.Chikh**

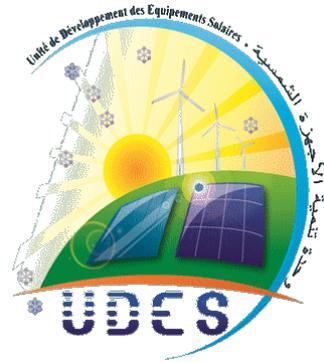
**ENP
ENP
ENP
UDES**

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement et de la Recherche Scientifique

École Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département d'électrotechnique

Unité de développement des énergies solaire Bou Ismail, Tipaza

Laboratoire d'optimisation des systèmes énergétique

Mémoire de projet de fin d'étude en vue d'obtention du diplôme

Ingénieur d'état en Électrotechnique

Optimisation de la consommation d'énergie électrique d'un micro-réseau alimenté par multi-sources

Présenté par:

Mohand Saïd ABDAT

Sous la direction de :

Pr. Abdelhafid HELLAL (ENP)

Dr. Madjid CHIKH (UDES)

Présenté et soutenu publiquement le 08/07/2020

Composition du jury:

**Président
Examineur
Promoteur
Promoteur**

**Pr. L.Nezli
Dr. R.Belkacmi
Pr. A.Hellal
Dr. M.Chikh**

**ENP
ENP
ENP
UDES**

Dédicace

À ma chère soeur, mon soutien indéfectible durant ces 5 ans d'études, je te dédie ce travail témoin de ma pleine gratitude pour tous tes sacrifices et ta présence indéniable.

À mes très chers parents, sans lesquels, je ne serais jamais devenu ce que je suis aujourd'hui. En ce jour mémorable, pour moi ainsi que pour vous, je vous dédie ce travail en signe de ma vive reconnaissance pour tous vos efforts et sacrifices ainsi que de mon profond estime. Puisse le tout puissant vous donner santé, bonheur et longue vie.

À ma soeur aînée, qui à toujours cru en moi et m'atteste soutien, respect et considération.

À mes chers amis ainsi que toutes les personnes qui ont cru en moi et qui me témoigne soutien, considération, respect et foie.

Que ce travail soit l'accomplissement de vos vœux tant allégués et le fruit de votre soutien indéfectible.

Mohand Saïd Abdat

Remerciements

Je remercie Prof. Abdelhafid HELLAL professeur enseignant au niveau du département d'électrotechnique de l'École Nationale Polytechnique, pour ses précieux conseils, suivi et orientation durant toute la durée du stage. Vous êtes pour moi un exemple,

Je tiens à remercier Dr. Madjid CHIKH, maître de recherche au niveau de l'unité de développement des énergies solaire de Bou Ismail, qui m'a encadré tout au long de ce stage de fin d'étude et qui m'a fait partager sa brillante expérience et ses précieux conseils. Je vous remercie de la confiance attribuée afin d'accomplir ce stage.

Je tiens à remercier du fond du coeur Yasmine Alaouchiche, doctorante au niveau de l'Université de Technologie de Troyes, pour son aide, ses conseils ainsi que son soutien.

J'exprime ma gratitude au Prof.Nezli et au Dr.Belkacemi, membres du jury qui me font l'honneur d'évaluer ce travail.

Enfin, je tiens à remercier tous les enseignants du département Électrotechnique, ce travail est le fruit de la formation que avons eu grâce à vous. Les trois années que j'ai passé au sein du département et de l'école m'ont permis d'apprendre, me développer et devenir la personne que je suis aujourd'hui.

Mohand Saïd Abdat

ايعد التحجيم الأمثل لأنظمة الطاقة المتجددة الهجينة لإرضاء الحاجة الطاقوية بأكبر قدر من الموثوقية وأقل تكلفة خطوة حاسمة من أجل مواجهة تحديات الطاقة في القرن الحادي والعشرين. في هذه الدراسة ، تم تطوير نموذج يسمح بالتحجيم بأفضل تكلفة لنظام الطاقة المتجددة الهجينة ، الذي يفى بالحاجة الطاقوية على مدى 20 سنة. تم اعتبار التدهور مع مرور الوقت لمكونات النظام الطاقوي بالإضافة إلى زيادة استهلاك الطاقة من أجل موثوقية أفضل. تم تطبيق النموذج على دراسة حالة: منزل يقع في بو اسماعيل تيبازة. النموذج المقترح يرمح للحل عبر طريقة WCMFO. في الأخير، يتم تقديم دراسة اقتصادية وبيئية تبرز الربحية الاقتصادية والتأثير البيئي الكبير لنظام الطاقة المقترح .
الكلمات الدالة: تخزين الطاقة ، أنظمة الطاقة الهجينة ، التحسين ، أنظمة الطاقة المتجددة.

ABSTRACT

The optimal sizing of hybrid renewable energy systems (HRES) to satisfy the demand with the highest reliability and lowest cost is a crucial step to meet the energy challenges of the 21st century. In this study, a model for sizing a hybrid installation: pv-wind storage system, satisfying the energy demand over a lifetime of 20 years was developed. The degradation over time of the system components as well as the increase in energy demand are considered for better reliability. The model has been implemented on a case study: a house located in Bou Ismail Tipaza; its resolution is obtained by means of a hybrid metaheuristic called WCMFO. Finally, an economic and ecological study is provided justifying the economic profitability and the considerable ecological impact of the hybrid installation.

Key words: Energy storage, Hybrid energy systems, Microgrids, Optimization, Meta-heuristic. Renewable energy systems.

Résumé

Le dimensionnement optimal des systèmes hybrides d'énergies renouvelables (HRES) pour satisfaire la charge avec la plus grande fiabilité et le moindre coût est une étape cruciale afin de répondre aux enjeux énergétiques du 21ème siècle. Dans cette étude, un modèle permettant de dimensionner au meilleur coût une installation hybride: pv-éolien système de stockage, satisfaisant la charge de la demande énergétique sur une durée de vie de 20 ans a été développé. La dégradation au fil du temps des composants du système ainsi que la hausse de la consommation énergétique sont considérées pour une meilleure fiabilité. Le modèle a été implémenté sur un cas d'étude: une habitation sise Bou Ismail Tipaza; sa résolution est obtenue au moyens d'une metaheuristique hybride dites WCMFO. Enfin, une étude économique et écologique est fournie justifiant la rentabilité économique et l'impact écologique considérable de l'installation hybride.

Mots clés: Stockage d'énergie, Systèmes énergétiques hybrides, Microgrids, Optimisation, Méta-heuristique, Systèmes d'énergies renouvelables.

Table des matières

Liste des tableaux

Liste des figures

Liste des abréviations

Introduction générale	14
1 État de l'art	17
1.1 Configurations des systèmes hybrides	17
1.2 Indicateurs de performances des systèmes hybrides	18
1.3 Optimisation	21
1.3.1 Les métaheuristiques	22
1.3.2 Taxonomie de la métaheuristique	23
1.4 Approches d'optimisation du problème de dimensionnement	24
1.4.1 Probabilistes	24
1.4.2 Analytiques	25
1.4.3 Itératives	25
1.4.4 Hybrides	26
1.5 Principaux travaux de recherche concernant la problématique	26
1.6 Conclusion	30
2 Aspects théoriques de la modélisation	31
2.1 Modèle mathématique de la configuration	31
2.1.1 Modèle de production d'énergie du système photovoltaïque	31
2.1.2 Modèle de génération de l'énergie éolienne	33
2.1.3 Modèle de gestion du système de stockage	37
2.1.4 Modélisation des convertisseurs	41
2.1.5 Profil de charge et données météorologiques	42
2.2 Critères économiques d'optimisation	43
2.3 Positionnement du problème d'optimisation	45
2.4 Conclusion	46
3 Approches d'optimisation	50
3.1 Approche de résolution exacte	50
3.2 L'optimisation par essaim particulière PSO	51

3.2.1	Formalisation	51
3.2.2	Implémentations de PSO	53
3.3	Les algorithmes génétiques	54
3.3.1	Concepts de base	54
3.3.2	Les opérateurs	55
3.3.3	Implémentation de GA	57
3.4	La méthode hybride : Water Cycle and Moth-Flame Optimization algorithm	58
3.4.1	Water cycles Algorithm	58
3.4.2	Moth-flame optimization	60
3.4.3	L'hybridation WCMFO	65
3.4.4	Implémentation de la méthode	66
3.5	Conclusion	67
4	Cas d'application : Une zone d'habitation sise Bou Ismaïl, Tipaza	68
4.1	Présentation du cas d'application	68
4.2	Cas d'une habitation - Dimensionnement sur 1 année	70
4.2.1	Résultats de la simulation	70
4.3	Cas d'une habitation - Dimensionnement sur 20 ans	72
4.3.1	Comparaison des résultats des métaheuristiques	72
4.3.2	Résultats de la simulation	73
4.3.3	Étude économique	75
4.3.4	Impact environnemental	77
4.4	Conclusion	77
	Conclusion générale	79
	A Approches d'optimisation	86
	B Cas d'application	89

Liste des tableaux

- 2.1 Caractéristiques de l'éolienne considérée 37
- 2.2 Coefficients de perte de capacité pour 2 technologies d'accumulateurs Plomb-Acide 41
- 2.3 Paramètres économiques des installations 45
- 2.4 Résumé des hypothèses d'évolution dans le temps considérées pour le système hybride. 45

- 4.1 Dimensions du système hybride - Cas de dimensionnement sur 1 année . . . 72
- 4.2 Dimensions du système hybride - Cas de dimensionnement sur 20 ans 73

- B.1 Coût de la consommation énergétique sans système hybride 90

Liste des figures

1	Bilan énergétique national	15
1.1	Système électrique hybride	18
2.1	Évolution du rendement énergétique de différentes technologies de modules photovoltaïques [MULLER, 2007]	32
2.2	Schéma d'une éolienne de type aérogénérateur.	34
2.3	Éolienne à vitesse variable utilisant une MADA	36
2.4	Technologies principales d'électrodes [Thiaux, 2010]	37
2.5	Modèle de l'accumulateur [Copetti and Chenlo, 1994]	38
2.6	Cycle décrit par un accumulateur dans le domaine PV autonomes et hybride	40
2.7	Architecture du système hybride	42
2.8	Illustration d'une consommation journalière	43
2.9	Organigramme du modèle de dimensionnement	47
3.1	Paramètres utilisés lors de l'implémentation de PSO	53
3.2	Croisement à 1 point [Durand, 2004]	56
3.3	Principe général d'un algorithme génétique [Durand, 2004]	57
3.4	Schéma de l'algorithme WCA [Eskandar et al., 2012]	59
3.5	Orientation transversale	61
3.6	Trajectoire de vol en spirale autour de sources lumineuses proches	62
3.7	Spirale logarithmique, espace autour d'une flamme et position par rapport à t. [Mirjalili, 2015]	65
4.1	Profil annuel d'évolution de la température	69
4.2	Profil annuel d'évolution de la vitesse du vent	69
4.3	Profil annuel d'évolution des irradiances	70
4.4	Évolution des performances du système hybride - Dimensionnement sur 1 année (WCMFO)	71
4.5	Évolution des performances du système hybride - Dimensionnement sur 1 année (AG)	71
4.6	Évolution des performances du système hybride - Cas de dimensionnement pour 20 ans	74
4.7	Évolution du coût de revient du système hybride durant les 20 ans de service	76
4.8	Évolution du bénéfice cumulé par année généré par le système hybride	77
A.1	Implémentation du modèle d'optimisation sur Lingo - Partie 1	87

A.2 Implémentation du modèle d'optimisation sur Lingo - Partie 2	88
--	----

Liste des symboles et abréviations

$P_{pv}(t)$	Puissance fournie par le système photovoltaïque à l'heure t
A_{pv}	Surface du champ photovoltaïque
$G(t)$	Irradiation solaire à l'heure t en W/m^2
$T_a(t)$	Température ambiante à l'heure t
T_c	Température de référence du système photovoltaïque
$P_w(t)$	Puissance fournie par l'éolienne à l'heure t
P_{wr}	Puissance nominale de l'éolienne
$V_w(t)$	Vitesse du vent à l'heure t en m/s
C_B	Capacité de l'accumulateur
DOD_{max}	Profondeur maximale de déchargement de l'accumulateur
$SOC(t)$	État de charge de la batterie à l'instant t
$SOH(t)$	État de santé de la batterie à l'instant t
$E_G(t)$	Énergie générée par le système hybride à l'heure t
$E_L(t)$	Énergie consommée à l'heure t
E_{Lmax}	Pic moyen de consommation
P_{inv}	Puissance des convertisseurs
σ	Taux de déchargement horaire de la batterie
η_{inv}	Rendement des convertisseurs
η_B	Rendement de la batterie
$\eta_{pv}(t)$	Rendement horaire du système photovoltaïque
η_r	Rendement de référence du système photovoltaïque
η_{pc}	Rendement de caractéristique du système photovoltaïque
$E_{not-supplied}$	Énergie demandée mais non satisfaite
$E_{damnnny}$	Énergie produite mais non consommée
$LOLP$	Taux de non satisfaction de la charge
$TNSE$	Taux d'énergie produite mais non consommée

$LUEC$	Coût du kWh produit par le système hybride
LCC	Coût du cycle de vie
CI	Capital initial d'investissement
C_{rem}	Coût de remplacement
$C_{O\&M}$	Coût d'opérations et de maintenances
CRF	Valeur actuelle nette d'une entité
N_{rep}	Nombre de remplacement
k_d	Taux d'intérêt
f_0	Taux d'inflation des équipements
f_1	Taux d'inflation des opérations
L_p	Durée de vie du système hybride
PSO	Particle Swarm Optimization
AG	Algorithme génétique
$WCMFO$	Water Cycle Moth Flame Optimization

Introduction générale

L'ensemble des activités énergétiques humaines doit actuellement faire face à un double défi. D'une part, les ressources énergétiques fossiles mais aussi fissiles ne pourront répondre indéfiniment à la demande, ce qui impose d'envisager de nouveaux moyens de production d'énergie permettant de répondre aux besoins énergétiques des générations futures. D'autre part, les émissions anthropiques de gaz à effet de serre causées par nos activités énergétiques sont les responsables majeurs du changement climatique. L'avènement de la crise actuelle COVID - 19 a démontré à quel point les hydrocarbures sont un fardeau économique que ce soit pour les pays producteurs ou importateurs ; la dépendance aux énergies fossiles représente une réelle menace.

L'Algérie possède l'un des plus grands potentiel en énergie renouvelable. En effet, il est mesuré plus de 3000 heures d'ensoleillement par année ; de plus, différents gisements de vents en été mis à jour que cela soit en offshore ou bien en onshore avec des pointes à $15m/s$. Ce potentiel représente une mine d'or d'un point de vue économique mais aussi écologique. En effet, la majorité de l'électricité produite est obtenue par les centrales à turbine à gaz (Sonelgaz et auto-producteurs) pour une consommation annuelle de $17,5 \text{ M Tep}^1$ (d'après une étude de Sonatrach pour la consommation énergétique de l'année 2017). La production d'un kWh d'électricité engendre $0,185 \text{ kg de } CO_2$ dans la nature ; l'utilisation des ressources renouvelables permettrait de réduire considérablement les émissions de gaz à effet de serre. De plus, comme les exportations d'hydrocarbures représentent 98% du PIB national, il serait intéressant d'exploiter le potentiel national en énergies renouvelables. Et ce afin de réduire l'utilisation des hydrocarbures dans la production de l'électricité nationale mais aussi en vue de l'exportation de l'énergie produite par les sources renouvelables augmentant et diversifiant ainsi les recettes nationales.

Positionnement de la problématique

La prise de conscience simultanée de l'épuisement des ressources conventionnelles et de l'impact de nos consommations d'énergie sur notre économie ainsi que sur notre système écologique doit notamment nous amener au développement de nouveaux modes de production d'électricité ainsi qu'à une consommation plus rationnelle de nos ressources. La figure 1 montre que 44% de la consommation nationale d'électricité est attribuée aux ménages et autre (commerces, ateliers, écoles, etc.). Cette part, qui représente presque la moitié de la

1. Tonne équivalent pétrole (Tep) : unité de mesure de l'énergie utilisée par les économistes pour comparer les énergies entre elles. C'est l'énergie produite par la combustion d'une tonne de pétrole moyen, ce qui représente environ $11600kWh$.

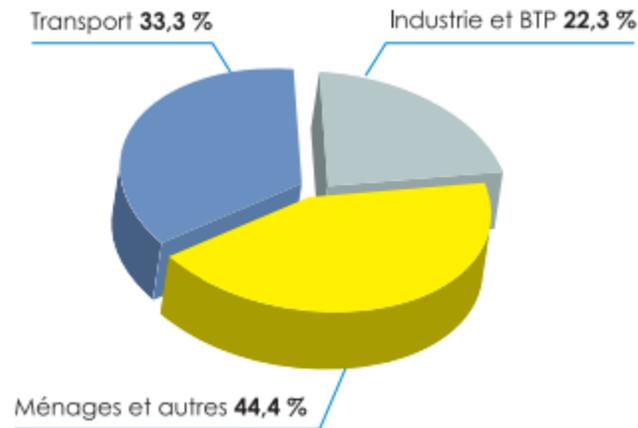


FIGURE 1 – Bilan énergétique national

consommation énergétique nationale influe considérablement sur le développement des autres secteurs notamment l'industrie et les transports. A titre de comparaison, la consommation d'électricité au sein des pays européens pour le secteur des ménages et autres ne dépasse pas 30% de la production nationale ce qui permet le développement considérable des secteurs industriels et agricoles. De plus, le secteur des ménages ne cesse de grandir en raison de la croissance démographique enregistrée dans la majorité des pays du tiers monde ; ce qui rend le développement économique des autres secteurs de plus en plus compliqué.

Le défi auquel nous faisons face est considérable, il s'agit ni plus ni moins de la réduction de la consommation énergétique au sein des ménages. La recherche s'est efforcée depuis plusieurs années à palier à cette problématique. Des micros réseaux sont proposés en association avec des systèmes hybrides combinant les sources d'énergies classiques avec les énergies renouvelables afin de réduire la consommation énergétique. Ainsi, l'opportunité offerte par l'abondance des ressources renouvelables permet d'envisager une refonte totale de nos modes de production mais aussi de stockage et de consommation de l'énergie, notamment électrique. Associés à des moyens de stockage efficaces et à un réseau décentralisé mieux adapté, les systèmes de production hybrides peuvent apporter une solution pertinente au défi énergétique actuel qui se définit par les trois objectifs suivants :

Le premier objectif est lié aux enjeux internationaux en matière d'économie d'énergies qui sont explicitement chiffrés au niveau mondial et qui visent :

- La réduction d'émissions anthropiques de gaz à effets de serre aux horizons 2020/25 notamment à travers des programmes d'amélioration de l'efficacité énergétique aux horizons 2020 et au-delà ;
- A minima, le respect des objectifs mondiaux en matière d'intégration des énergies renouvelables à savoir 23% de la consommation finale à l'horizon 2020.

Le deuxième objectif, lié à la qualité de service, est le maintien d'un niveau élevé de la qualité de fourniture d'électricité et de la sécurité du système électrique (équilibre offre – demande). Le troisième objectif est la prise en compte des nouveaux comportements des

consommateurs. A titre d'exemple, les nouveaux usages impliquent l'accroissement des besoins énergétiques, l'intégration des véhicules électriques et le besoin de modernisation du réseau électrique, actuellement fortement centralisé.

Depuis quelques années, de nouveaux systèmes de production d'énergie ont vu le jour, baptisés hybrides. Ils se caractérisent par un faible coût d'entretien et de maintenance, une durabilité allant jusqu'à 25 ans ainsi que des émissions quasi nulles de gaz à effets de serre. Ces critères font des HRES, Hybrid Renewable Energy Systems les meilleurs candidats pour faire face aux défis énergétiques. Néanmoins, le caractère intermittent des sources renouvelables ainsi que le coût d'investissement initial représentent de lourdes contraintes quant à la rentabilité ainsi que la fiabilité du système ; la question du dimensionnement optimal devient des plus capitale lors de l'implémentation des systèmes hybrides. La problématique est ainsi formulé : comment trouver la taille optimale des systèmes hybrides qui permettrait de garantir la satisfaction de la demande énergétique au meilleur coût.

Méthodologie de travail

Le présent document est constitué comme suit :

Le premier chapitre est consacré à la présentation de l'état de l'art et des notions de base relatives à la problématique, à savoir la définition des systèmes hybrides ainsi que leurs différentes structures, les différents indicateurs des performances technico-économique des système hybrides. Nous définirons également quelques approches d'optimisation, notamment les métaheuristiques. Enfin, nous résumerons les différents travaux présents dans la littérature ayant traité cette problématique.

Le second chapitre sera consacré à la modélisation théorique du modèle de dimensionnement. En effet, chaque composant de production énergétique sera modélisé. Nous discuterons également des différentes technologies existantes ainsi que leur vieillissement au fil du temps. Les hypothèses de dimensionnement seront ensuite présentées afin de formuler le modèle.

Le chapitre trois traitera des différentes approches d'optimisation. Un long brassage de la littérature sera présenté concernant les différentes méthodes d'optimisation utilisées, à savoir l'approche exacte sur solver ainsi que les méthodes approchées dites métaheuristiques. Enfin, nous discuterons les résultats de chacune des méthodes utilisées et analyserons les raisons pour lesquelles certaines approches échouent à fournir des solutions.

Dans le chapitre quatre, l'implémentation du modèle de dimensionnement du système hybride sur un cas d'application : une habitation sise Bou Ismail Tipaza sera exposée. Les résultats obtenus seront présentés et analysés, une étude économique et environnementale sera notamment fournie justifiant la rentabilité économique ainsi que l'impact environnemental de l'installation hybride.

Enfin, une conclusion générale résumera les principaux apports de ce travail, et présentera également quelques perspectives de recherche futures.

Chapitre 1

État de l'art

Introduction

Dans le présent chapitre, nous exposons l'état de l'art concernant les systèmes hybrides. Nous définirons les systèmes hybrides et leurs différentes structures. Leurs indicateurs de performances techniques et économiques seront notamment abordés, ainsi que les méthodes d'optimisations utilisées. Enfin, nous donnerons un bref résumé des principaux travaux de littérature qui ont traité cette problématique, et qui serviront de références pour ce travail.

1.1 Configurations des systèmes hybrides

Un système énergétique est appelé hybride du fait de sa configuration. En effet, les systèmes hybrides comprennent plus d'une source d'énergie afin de répondre toute charge électrique quelque soit sa nature.

Les sources d'énergie peuvent être renouvelables, conventionnelles (i.e réseau électrique ou générateur diesel), ou des composants de stockage d'énergie (i.e banques de batterie, piles à combustible ou piles à hydrogène). Ainsi, la faiblesse de certaines sources d'énergie est complétée par les atouts d'autres sources de manière naturelle ou contrôlée. Pour illustrer cela, malgré la disponibilité imprévisible de certaines sources d'énergie alternatives, elles présentent généralement des modèles complémentaires. [Dalton et al., 2009] et [Yilmaz et al., 2008] ont démontré que l'association de plusieurs sources renouvelables augmente la fiabilité du système hybride, et ce malgré le caractère météorologique intermittent des sources. Toutefois, une profonde étude météorologique permet de bien choisir les sources qui conviendraient le mieux au site en question. A titre d'exemple, lorsqu'un système hybride comprend l'énergie solaire ou éolienne, il nécessite généralement une source d'énergie auxiliaire, par exemple, banques de batteries, piles à combustible ou réseau électrique afin de garantir la satisfaction de la charge en surmontant le caractère aléatoire de ces énergies [Celik, 2003].

Les systèmes hybrides disposent également d'une unité centrale de commande qui gère les flux énergétiques en fonction de la consommation, la production, et des conditions météorologiques et bien d'autre paramètres qui sont réglés par le concepteur. Les convertisseurs, quant à eux, assurent la transmission énergétique depuis les différentes sources vers la charge en ga-

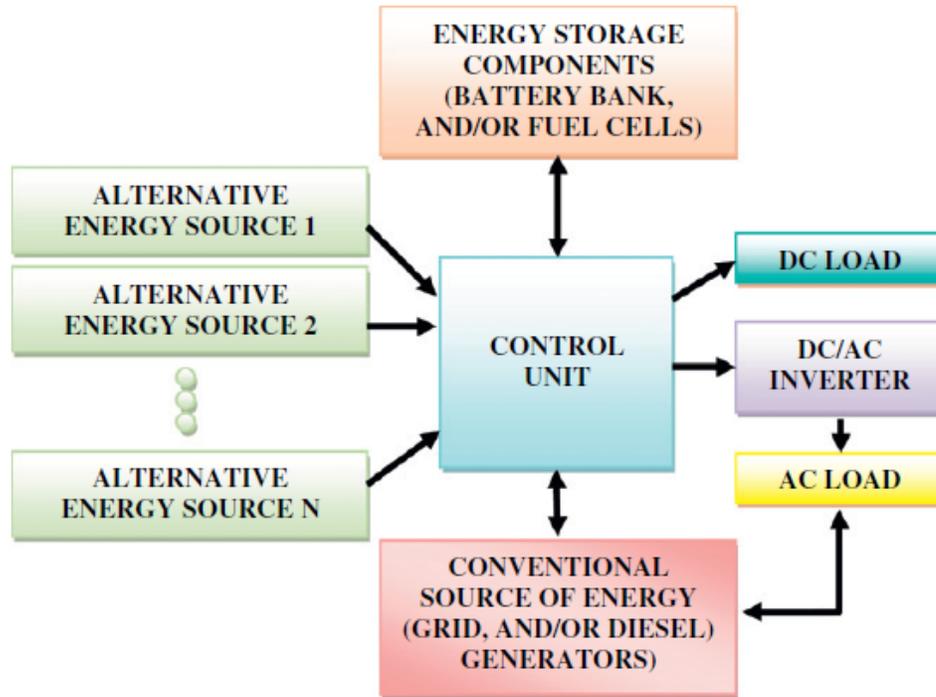


FIGURE 1.1 – Système électrique hybride

rantissant qualité et stabilité de l'énergie. La figure 1.1 décrit qualitativement la configuration générale des systèmes hybrides.

Les systèmes d'énergie hybrides peuvent être utilisés comme sources d'injection d'énergie au réseau électrique. L'énergie injectée représente en réalité un surplus de production non consommé par la charge. La priorité du système hybride étant de répondre au besoin énergétique de la charge, une fois celle-ci satisfaite, le système pourrait éventuellement injecter le surplus de production d'énergie.

1.2 Indicateurs de performances des systèmes hybrides

Les indicateurs suivants, sont les points de départ du dimensionnement des systèmes hybrides. Ils renseignent la fiabilité ainsi que la rentabilité du système. On peut les qualifier d'indicateurs technico-économiques. Ils sont utilisés pour définir les contraintes de l'optimisation qui se résume dans la minimisation du coût et la maximisation de la fiabilité.

Probabilité de perte de charge : loss of power supply probability (LPSP)

Le caractère aléatoire des énergies renouvelables dû aux éléments de la nature (rayonnement solaire, température, vitesse du vent, climat, exposition, etc.) impose l'évaluation la fiabilité du système énergétique. Un système d'alimentation électrique est fiable lorsqu'il est capable de fournir une puissance suffisante pour la charge électrique durant une certaine période. Un paramètre qui nous aide à évaluer la fiabilité du système est le *LPSP* ou encore la

probabilité de non-satisfaction énergétique. La $LPSP$ (équation 1.1) peut être définie comme le rapport entre tous les déficits énergétiques et la demande de charge pendant la période considérée ([Diaf et al., 2008],[Yang et al., 2009]).

$$LPSP = \frac{\sum_{t=1}^T DE(t)}{\sum_{t=1}^T P_{load}(t)\Delta(t)} \quad (1.1)$$

Où :

$DE(t)$ est le déficit énergétique.

$P_{load}(t)$ est la puissance consommée.

T est la période d'évaluation du système.

Ce ratio indique la satisfaction de la charge. Une $LPSP = 1$ veut dire que la charge n'a jamais été satisfaite, réciproquement, une $LPSP = 0$ veut dire que la charge a toujours été satisfaite.

Niveau d'autonomie : level of autonomy (LA)

L'autonomie désigne l'aptitude du système à compter uniquement sur les sources renouvelables pour satisfaire la charge durant toute la période d'exploitation. Il se définit comme étant 1 moins le rapport entre le nombre d'heures où la charge n'a pas été satisfaite et le nombre d'heures de la période d'évaluation [Celik, 2003].

$$LA = 1 - \frac{H_{LOL}}{H_{tot}} \quad (1.2)$$

Où H_{LOL} représente le nombre d'heures où le système n'a pas suffi la charge et H_{tot} le nombre d'heures d'exploitation du système.

Le niveau d'autonomie du système est d'autant plus grand que LA se rapproche de 1. En effet, un $LA = 0$ indique que le système n'a jamais pu être autonome, réciproquement, $LA = 1$ affirme que le système est complètement autonome.

Énergie non satisfaite : Expected Energy Not Supplied (EENS)

L'EENS est un indice de fiabilité probabiliste utilisé dans [Tina et al., 2006]. Cet indicateur mesure l'énergie qui ne sera pas fournie en raison de l'incapacité de production à hauteur de la charge due principalement aux conditions météorologiques. La EENS se décrit en fonction de la charge électrique L , et l'électricité produite par un système énergétique hybride P_h (équation 1.3).

$$EENS = \begin{cases} L - \int_{P_{hmin}}^{P_{hmax}} P_h f_{Ph}(P_h) dP_h, & L > P_{hmax} \\ \int_{P_{hmin}}^{P_{hmax}} (L - P_h) f_{Ph}(P_h) dP_h, & P_{hmin} < L < P_{hmax} \\ 0, & L < P_{hmin} \end{cases} \quad (1.3)$$

Où P_{hmin} et P_{hmax} sont respectivement la puissance minimale et la puissance maximale

générées par le système hybrides. P_{hmin} est supposée égale à 0, $f_{Ph}(P_h)$ est la fonction de densité de probabilité de l'énergie produite par le système hybride.

État de chargement des batteries (SOC)

Pour assurer la fiabilité du système hybride, une réserve de stockage doit être ajoutée. SOC exprime l'état de chargement des batteries du système hybride [Yang et al., 2003] :

$$SOC(t + 1) = SOC(t) \sigma + I_{bat} \Delta(t) \eta (I_{bat}(t)) \quad (1.4)$$

Où :

σ représente le taux de déchargement de la batterie.

I_{bat} est le courant de chargement de la batterie.

$\Delta(t)$ est la période d'échantillonnage.

$\eta(I_{bat}(t))$ est le rendement de chargement de la batterie.

Dû à la complexité de la technologie de stockage et afin de garantir une longévité maximale, le $SOC(t)$ doit toujours être entre un seuil max et un seuil min :

$$SOC_{min} < SOC(t) < SOC_{max} \quad \forall t \quad (1.5)$$

Coût unitaire de l'énergie : Levelised Unit Electricity Cost (LUEC)

Levelised Unit Electricity Cost, ou encore coût actualisé de l'énergie. Ce paramètre est crucial dans l'étude économique. Il s'agit d'une évaluation économique des coûts de conception des systèmes énergétiques hybrides, on la retrouve chez [Diaf et al., 2008] et [Yang et al., 2007]. En effet, ceci inclut tous les coûts sur la durée de vie du système énergétique. La $LUEC$ est définie comme le ratio du coût total annualisé du système et de l'énergie fournie par le système, il peut être calculé au moyen de l'expression suivante [Lazou and Papatsoris, 2000] :

$$LUEC(\$/kWh) = \frac{TAC}{E_{tot}} \quad (1.6)$$

Où :

$LUEC$ représente le coût total annualisé .

E_{tot} est l'énergie totale produite sur une année.

La TAC est la valeur actuelle des coûts investis sur le système hybride. Celle-ci prend en compte la valeur actuelle du coup initial d'investissement, la valeur actuelle du coût de maintenance, ainsi que la valeur actuelle du coût de remplacement.

L'équation 1.7 définit également CRF , qui est un outil économique utilisé pour déterminer la valeur actuelle d'une entité. Tels que d est le taux d'intérêt annuel et i la durée de vie en année de l'entité.

$$CRF = \frac{d(1+d)^i}{(1+d)^i - 1} \quad (1.7)$$

Valeur nette actualisée : Net Present Value (NPV)

La valeur actualisée nette du système peut être calculée en additionnant les valeurs actuelles des revenus et en soustrayant les coûts actuels actualisés tout au long de la durée de vie utile du système [Dufo-López et al., 2009]. Cette valeur peut être définie comme suit :

$$NPV = \sum NPV_{sale}(k) + \sum NPV_{end}(k) - C_{investment} - \sum NPC_r(k) - \sum NPC_{O\&M}(k) \quad (1.8)$$

Où :

$NPV_{sale}(k)$ est la valeur actuelle nette des coûts provenant des ventes d'énergie (réseau ou autre).

$NPV_{end}(k)$ est la valeur actuelle nette des revenus provenant de la valeur résiduelle de la composante k à la fin de la vie du système énergétique hybride.

$C_{investment}$ est le total des coûts d'investissement.

$NPC_r(k)$ sont les coûts actuels nets des futurs remplacement des composants dans l'ensemble de la durée de vie du système.

$NPC_{O\&M}(k)$ est la valeur actuelle nette des coûts de fonctionnement et d'entretien de l'élément k pendant toute la durée de vie du système.

1.3 Optimisation

L'optimisation est une branche des mathématiques qui vise à modéliser, à analyser et à résoudre analytiquement ou numériquement des problèmes qui consistent à minimiser ou maximiser une fonction sur un ensemble. L'optimisation joue un rôle important au sein de plusieurs domaines, notamment l'ingénierie.

Résoudre un problème requière le choix ainsi que l'emploi adéquat de la méthode d'optimisation. Le choix de la méthode dépend en grande partie du problème à résoudre. Il n'existe pas de règles générales pour déterminer la meilleure méthode de résolution pour les problèmes d'optimisation notamment ceux dont la complexité est importante (NP difficile).

Un problème d'optimisation peut s'écrire sous la forme suivante :

$$\text{minimise } x \in \mathfrak{R}^n \quad f_i(\mathbf{x}) \quad i = 1, 2, \dots, M \quad (1.9)$$

$$\text{subject to } h_j(\mathbf{x}) = 0 \quad j = 1, 2, \dots, J \quad (1.10)$$

$$g_k(\mathbf{x}) \leq 0 \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1.11)$$

où $f_i(\mathbf{x}), h_j(\mathbf{x})$ et $g_k(\mathbf{x})$ sont des fonctions du vecteur de conception

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T. \quad (1.12)$$

Ici, les composantes x_i de x sont appelées variables de conception ou de décision. Elles peuvent être réelles continues, discrètes ou le mélange des deux. Les fonctions $f_i(\mathbf{x})$, où $i = 1, 2, \dots, M$ sont appelées les fonctions objectif ou simplement les fonctions de coût ; dans le cas où $M = 1$ l'objectif est unique. L'espace couvert par les variables de décision est l'espace de recherche \mathfrak{R}^n , tandis que l'espace formé par les valeurs de la fonction objectif est appelé l'espace de solution. Les égalités pour $h_j(\mathbf{x})$ et les inégalités pour $g_k(\mathbf{x})$ sont dites contraintes. Il convient de souligner que nous pouvons également écrire les inégalités dans l'autre sens (≥ 0), ou formuler les objectifs comme un problème de maximisation.

Les algorithmes utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation peuvent être très divers, des algorithmes classiques aux métaheuristiques modernes. La plupart des algorithmes conventionnels ou classiques sont déterministes. Par exemple, le simplexe dans la programmation linéaire ou encore les algorithmes basés sur les gradients comme l'algorithme de Newton-Raphson qui utilise les valeurs des fonctions et leurs dérivés. Dans le cas où une discontinuité est présente dans la fonction objectif, les algorithmes sans gradient sont plus adaptés.

Cependant, Certains problèmes difficiles ne peuvent être résolus de manière optimale avec un algorithme déterministe. Pour pallier à ce problème, des techniques ont été développées. Ces algorithmes d'optimisation utilisent un processus de recherche stochastique combiné avec des méthodes d'intensification, permettant d'obtenir une solution approchée du problème en un temps "raisonnable". Nous parlons alors d'heuristiques ou encore de métaheuristiques [Yang, 2011].

1.3.1 Les métaheuristiques

Une métaheuristique¹ est un cadre algorithmique de haut niveau, indépendant du problème, qui fournit un ensemble de lignes directrices ou de stratégies pour développer des algorithmes d'optimisation heuristiques². Ce fait les distingue des méthodes exactes, qui sont accompagnées de la preuve que la solution optimale sera trouvée dans un ensemble fini. Les algorithmes métaheuristiques inspirés de la nature sont de plus en plus populaires en matière d'optimisation et leurs applications au cours des trois dernières décennies sont nombreuses. De nombreuses raisons expliquent cette popularité, l'une des principales raisons est que ces algorithmes ont été développés en imitant les processus les plus réussis dans la nature, y compris les systèmes biologiques, physiques et chimiques. Les métaheuristiques sont donc développées en particulier pour trouver une solution "suffisamment bonne" dans un temps de calcul "assez réduit". De ce fait, ils ne sont pas soumis à l'explosion combinatoire où le temps de calcul nécessaire pour trouver la solution optimale des problèmes de type NP-Difficile augmente de façon exponentielle par rapport à la taille du problème [Yang, 2011].

1. Le terme a été inventé par Glover en 1986. Combinaison entre le préfixe grec meta- (meta, au-delà au sens de de haut niveau) avec heuristique (du grec heuriskein ou euriskein) qui veut dire chercher.

2. L'heuristique est la psychologie de la découverte, abordée par différents mathématiciens. Au sens étroit, plus fréquent, une heuristique est une méthode de calcul qui fournit rapidement une solution réalisable, pas nécessairement optimale ou exacte, pour un problème d'optimisation difficile.

Les algorithmes métaheuristiques utilisent certains compromis entre recherche locale et exploration globale. La diversité des solutions est souvent réalisée par randomisation. Parmi les exemples notables de métaheuristiques, on peut citer les algorithmes génétiques/évolutifs, recherche tabou, recuit simulé, colonie de fourmis, essais-d'abeilles ou encore de chauve-souris.[Yang, 2011].

1.3.2 Taxonomie³ de la métaheuristique

L'efficacité des algorithmes métaheuristiques peut être attribuée au fait qu'ils imitent les meilleures caractéristiques de la nature, notamment la sélection naturelle dans les systèmes biologiques.

Deux caractéristiques importantes de la métaheuristique sont : l'intensification et la diversification [Blum and Roli, 2003]. L'intensification vise à rechercher localement et plus intensivement, tandis que la diversification permet de s'assurer que l'algorithme explore l'espace de recherche à l'échelle globale (avec un peu de chance, efficacement).

En outre, l'intensification est également appelée exploitation, car elle recherche généralement autour des meilleures solutions actuelles et sélectionne les meilleurs candidats ou solutions. De même, la diversification est également appelée exploration, car elle s'efforce d'explorer l'espace de recherche plus efficacement, souvent en le randomisant à grande échelle. L'équilibre délicat entre ces deux composantes est très important pour l'efficacité globale et les performances d'un algorithme. Trop peu d'exploration et trop d'exploitation pourraient faire en sorte que le système soit piégé dans des optimums locaux, ce qui rend très difficile, voire impossible de trouver l'optimum global. D'autre part, si trop d'exploration mais trop peu d'exploitation, il peut être difficile pour le système de converger, ce qui ralentit alors la performance globale de la recherche. Le bon équilibre est en soi un problème d'optimisation.

Il existe de nombreuses façons de procéder à l'intensification et à la diversification. En effet, chaque algorithme et ses variantes utilisent différentes façons d'atteindre l'équilibre entre l'exploration et l'exploitation. Pour parvenir à l'exploration ou à la diversification, une certaine randomisation en combinaison avec une procédure déterministe est employée. Cela garantit que les solutions nouvellement générées sont distribuées aussi diversement que possible dans l'espace de recherche réalisable.

Il est évident que la simple exploitation et l'exploration ne suffisent pas. Pendant la recherche, nous devons utiliser un mécanisme ou un critère approprié pour sélectionner les meilleures solutions. Le critère le plus utilisé est la survie du plus fort en gardant les meilleures solutions. En outre, un certain élitisme est souvent utilisé, et ce afin d'assurer que les meilleures solutions ne sont pas perdues, et sont bien transmises aux générations suivantes.[Yang, 2011]

On peut distinguer trois classes fondamentales de métaheuristiques, basées sur la manière dont les solutions sont manipulées : les métaheuristiques de recherche locale qui apportent itérativement de petites modifications à une solution ; les métaheuristiques constructives qui construisent des solutions à partir de leurs parties constitutives, ainsi que les métaheuristiques

3. La taxinomie ou taxonomie est une branche des sciences naturelles (rebaptisées biologie au XX e siècle), qui a pour objet de décrire les organismes vivants et de les regrouper en entités appelées taxons afin de les identifier, les nommer et les classer au moyen de clés de détermination.

basée sur la population qui combinent itérativement des solutions en de nouvelles. Toutefois, ces classes ne s'excluent pas mutuellement et de nombreux algorithmes métaheuristiques combinent les idées des différentes classes. Ces méthodes sont appelées métaheuristiques hybrides.[Sörensen and Glover, 2013]

Il a été démontré par la communauté scientifique que la métaheuristique est une alternative viable, et souvent supérieure aux méthodes plus traditionnelles (exactes) d'optimisation en mode mixte, telles que la programmation en branch and bound et la programmation dynamique. En particulier pour les problèmes complexes, les métaheuristiques sont souvent en mesure d'offrir un meilleur compromis entre la qualité des solutions et le temps de calcul. De plus, les métaheuristiques sont plus souples que les méthodes exactes, et ce de deux aspects importants. Premièrement, parce que les cadres métaheuristiques sont définis en termes général ; les métaheuristiques peuvent être adaptés pour répondre aux besoins de la plupart des problèmes d'optimisation réels dans les conditions de qualité de la solution attendue et le temps de calcul autorisé, qui peuvent varier suivant les problèmes et les situations très différents les uns des autres. Deuxièmement, la métaheuristique n'exige pas la formulation du problème d'optimisation. Toutefois, cette flexibilité se fait au prix de l'obligation d'une adaptation considérable en fonction des problèmes pour obtenir de bons résultats.

1.4 Approches d'optimisation du problème de dimensionnement

Les méthodes d'optimisation contribuent grandement à garantir l'investissement le moins coûteux avec une utilisation raisonnable et complète des systèmes hybrides. Grâce aux outils d'optimisation, le système peut fonctionner avec des configurations optimales en matière d'investissement et de fiabilité avec un environnement plus propre. En outre, l'objectif crucial est de maximiser la fiabilité, de minimiser les coûts et de réduire les émissions de gaz à effet de serres. De nombreux travaux de recherches ont proposé diverses approches d'optimisation, nous regroupons ces dernières sous quatre axes principaux détaillés dans les sections suivantes.

1.4.1 Probabilistes

Les méthodes probabilistes sont parmi les méthodes de dimensionnement les plus simples. Toutefois, les résultats obtenus par ces techniques ne sont pas les plus aptes à trouver les meilleures solution. En général, ils prennent en compte un ou deux indicateurs de performance à optimiser pour dimensionner les composantes du système étudié. Par exemple, dans [Protogeropoulos et al., 1997] où sont présentées deux techniques de dimensionnement appelées "Scénario 1" et "Scénario2", utilisées pour le dimensionnement d'un micros réseau hybride PV-éolien avec un objectif d'autonomie totale des systèmes énergétiques, les deux techniques évaluent la performance des systèmes au moyen du rapport énergie/charge ELR , et de la batterie à (BLR). Toutefois, le premier est basé sur la moyenne annuelle des performances mensuelles du système, et le deuxième sur le pire scénario mensuel. Sur la base du coût total du système, dans [Protogeropoulos et al., 1997] la configuration optimale obtenue par le modèle d'optimisation était le système PV seul. Ce résultat reste peu conforme à

la réalité étant données les dimensions importantes que nécessiteraient les installations PV. [Celik, 2003], compare ces méthodologies avec un nouveau scénario appelé "Scénario 4". La proposition méthodologique alternative est un processus itératif, dans lequel les écarts de performance du système sont utilisés pour trouver une configuration optimale. Cette méthodologie alternative conduit à des systèmes technico-économiques mieux optimisés que dans [Protoogeropoulos et al., 1997]. En effet, dans [Celik, 2003], il a été suggéré qu'une troisième source d'énergie (source auxiliaire) devrait être incorporée au système au lieu d'augmenter la taille du matériel excessivement pour les pires méthodologies mensuelles précédemment rapportées dans [Protoogeropoulos et al., 1997] qui avait conclu sur l'utilisation unique de la source PV.

1.4.2 Analytiques

Les systèmes énergétiques hybrides sont représentés par des modèles analytiques décrivant la taille du système hybride en fonction de sa faisabilité. Par conséquent, les performances du système peuvent être évaluées pour un ensemble d'architectures de systèmes possibles et/ou de tailles particulières de composants. Ce type de méthodologies permet au concepteur de simuler la performance de plusieurs configurations de systèmes hybrides. Néanmoins, cette méthode requière de longues séries chronologiques, généralement sur une année pour garantir un dimensionnement opérationnel. L'évaluation des performances de systèmes hybrides peut être réalisée par des modèles analytiques implémentés sur des logiciels de résolution mathématique ou d'approximation numérique.

L'étude de [Connolly et al., 2010] présente différentes méthodes de calcul et d'analyse. Les outils de simulation des systèmes énergétiques hybrides étaient analysés et comparés. Selon la littérature analysée, un outil de simulation largement utilisé dans l'évaluation des performances des systèmes énergétiques hybrides ainsi que la modélisation des énergies renouvelables électriques est (HOMER), développé par le Laboratoire national des énergies renouvelables (NREL), US. Cet outil de simulation a été utilisé dans [Dalton et al., 2009, Dalton et al., 2008], où est présentée une étude de faisabilité dans le cas de petits hébergements touristiques.

1.4.3 Itératives

L'évaluation des performances des systèmes énergétiques hybrides en méthodologies itératives se fait au moyen d'un système récursif. Un processus qui s'arrête lorsque la meilleure configuration est atteinte selon les objectifs et contraintes de conception. [Ashok, 2007] fait état d'une méthode itérative où un système hybride optimal a été obtenu parmi différents combinaisons d'énergies renouvelables pour une communauté rurale. L'objectif étant de minimiser le coût total du cycle de vie et garantir la fiabilité du système. Dans ce travail, un algorithme numérique basé sur QuasiNewton [Rao, 1996] a été utilisé pour résoudre le problème l'optimisation. Les algorithmes génétiques (GA) sont des métaheuristiques bio-inspirée du processus d'évolution naturelle des espèces, qui est généralement robustes pour trouver des solutions optimales globales en matière de multimodalité et/ou de multi-objective. [Kaldellis et al., 2009] présente une étude où le coût a été minimisé par le biais de la charge

électrique en respectant les contraintes. Son approche de résolution s'est basée sur les algorithmes génétiques. Cette étude a démontré que les systèmes PV-éoliens présentent un coût inférieur à ceux du PV ou de l'éolien seul. On trouve des travaux similaires dans [Dufo-López et al., 2009], [Yang et al., 2007], [Yang et al., 2008] et [Yang et al., 2009], où les méthodologies de dimensionnement de l'énergie PV-éolienne étaient implémentées grâce à des algorithmes génétique et cela afin de parvenir à un système optimal configuration. Dans ces cas, la configuration optimale était calculée pour les critères suivants : LPSP obligatoire avec un coût du système minimum annualisé (LCE).

1.4.4 Hybrides

En raison de la nature multidimensionnelle du problème d'optimisation, une des méthodologies appropriée pour traiter les problèmes l'optimisation multiobjectifs reposerait sur l'heuristique comme les algorithmes génétiques. Néanmoins, les résultats de ces dernières peuvent être améliorées en utilisant des techniques d'optimisation combinées, d'où les noms de techniques hybrides. Par exemple, dans [Bernal-Agustín et al., 2006], [Katsigiannis et al., 2010] et [Shi et al., 2007], un algorithme génétique a été modifié afin d'obtenir un ensemble de solutions non dominantes de l'ensemble de Pareto. Le choix optimal peut se faire ainsi à partir de cet ensemble. Dans [Katsigiannis et al., 2010], l'objectif d'optimisation était double, à savoir minimiser le coût de l'énergie et également les émissions de gaz à effet de serre du système (GES) au cours de sa durée de vie, sous six différentes contraintes. Le principal apport de ce travail est l'évaluation de GES sur la base d'une analyse du cycle de vie. Une étude a été proposée par [?], où l'ensemble des solutions de Pareto non dominées a été obtenu au moyen d'une PSO (particule swarm optimisation) modifiée, les objectifs d'optimisation étaient doubles (technico-économiques) et triples (technique, économique et environnementale).

1.5 Principaux travaux de recherche concernant la problématique

[Luna-Rubio et al., 2012] et [Fathima and Palanisamy, 2015] ont établi un état de l'art sur les systèmes hybrides d'énergies renouvelables et l'application des outils et techniques d'optimisation aux micro-réseaux, en intégrant les énergies renouvelables. Grâce à une étude documentaire approfondie, un cadre d'objectifs divers a été défini pour lequel des approches d'optimisation ont été appliquées, et ce afin de renforcer le micro-réseau. Un examen de la modélisation et des applications des sources de production et de stockage d'énergies renouvelables est également présenté.

[Elsied et al., 2014] ont présenté un modèle d'optimisation pour une répartition optimale des puissances appelées sur les différentes sources d'énergie, à savoir le micro-réseau, le système de stockage et le réseau principal. L'étude d'optimisation tient compte simultanément de la fonction coût, de l'émission et la disponibilité des énergies renouvelables comme objectifs concurrentiels. Le modèle d'optimisation proposé pour la gestion de l'énergie du micro-réseau

est analysé puis résolu en utilisant les techniques des algorithmes génétiques. L'exécution efficace de la méthodologie proposée et son comportement est formulée en détails pour une variation quotidienne de la demande et compte tenu de l'effet de conditions météorologiques saisonnières sur le profil des besoins de la charge. Les variables de décision sont les productions d'électricité de ressources énergétiques distribuées, du système de stockage et du réseau de distribution principal permettant d'allouer des points de consigne de production d'énergie optimale pour chaque source. [Zhang et al., 2013] traitent de la disponibilité intrinsèquement stochastique des sources d'énergies renouvelables (SER), une nouvelle approche de programmation de la puissance est introduite. Cette approche fait intervenir l'énergie renouvelable proprement dite ainsi que l'énergie échangée avec le réseau principal, de manière à maintenir l'équilibre entre l'offre et la demande. La stratégie de programmation optimale minimise le coût net du micro-réseau, qui comprend les coûts de production et de distribution, l'utilité des charges distribuables et le coût de transaction dans le pire des cas découlant de l'incertitude liée aux SER. On retrouve également une différente approche chez [Bazmohammadi et al., 2019] qui formulent le problème de la gestion énergétique des micro-réseaux dans le cadre de problèmes d'optimisation non linéaire à objectifs multiples. L'objectif est de développer une stratégie efficace pour fournir aux consommateurs de micro-réseaux de l'électricité propre de la manière la plus économique possible. En outre, afin d'améliorer les performances du système et de renforcer l'efficacité énergétique, la minimisation des pertes du système est également prise en compte dans le schéma d'optimisation. Une approche décisionnelle efficace qui adopte un algorithme d'optimisation « fuzzy adaptive particle swarm » est suggérée pour trouver la meilleure stratégie de compromis.

[Kaabeche et al., 2011] réalise une étude technico-économique pour une configuration PV/éoliens avec banc de batteries indépendant du réseaux. Cette étude comprend la probabilité de défaillance de l'alimentation électrique (LPSP), avec comme critère économique le coût de l'unité électrique actualisé avec une approche de résolution itérative. Le modèle a été implémenté sur un système hybride destiné à l'usage ménagés.

Dans la même optique, [Mohamed et al., 2017] utilisent un algorithme avec une approche méta-heuristique pour obtenir le coût minimum de l'énergie produite tout en faisant correspondre l'approvisionnement en électricité avec la demande locale, avec un indice de fiabilité particulier. L'algorithme a été testé en considérant une étude de cas réel, pour répondre à la demande d'électricité du réseau de distribution aux prix du marché de l'électricité et ainsi estimer l'importance des économies réalisées par rapport aux coûts réels de la situation. Les résultats ont montré que l'algorithme proposé répond bien aux changements des paramètres et des variables du système, tout en offrant une solution de dimensionnement fiable. [Ruiz-Alvarez et al., 2017] proposent un micro-réseau hybride composé d'un générateur diesel, de panneaux photovoltaïques, d'éoliennes et de batteries. L'étude prend en considération la variation des prix du fuel. En outre, chaque conception est obtenue pour un coût de production diesel donné. Dans chaque conception, le nombre de panneaux photovoltaïques, d'éoliennes et de batteries pour un type d'élément donné est calculé. La charge non satisfaite et la puissance fournie par le générateur diesel sont calculées pour chaque intervalle de temps. L'objectif d'optimisation est de minimiser le coût total du système. Les résultats de l'optimisation montrent que, pour un certain coût du diesel, le système obtenu utilise uniquement des énergies renouvelables et le stockage pour répondre à la demande de la charge, bien que

l'infrastructure du générateur diesel soit déjà en place, et qu'aucun coût d'investissement initial lié à la production de diesel n'ait été supposé.

A l'instar de tous, [Eltamaly et al., 2017] établissent un dimensionnement en divisant la charge en parties haute et basse par priorité. Le système proposé est constitué d'une installation photovoltaïque, d'éoliennes, de batteries, de piles à combustible et d'un générateur diesel comme source énergie de secours. Une métaheuristique d'optimisation par essais particulaires (PSO) en utilisant MATLAB est introduite pour déterminer la taille optimale de la HERS. La simulation a été effectuée avec et sans répartition de la charge pour comparer ces concepts. Le logiciel HOMER a également été utilisé pour simuler le système proposé sans diviser les charges dans le but de vérifier les résultats obtenus à partir de la méthode de résolution PSO. Les résultats montrent que le pourcentage de division de la charge est inversement proportionnel au coût de l'énergie produite. Dans le même sillage, [Wang and Singh, 2009] proposent un problème d'optimisation technico-économique pour un système énergétique hybride PV-batterie connecté au réseau domestique. Le modèle intègre la planification du temps de l'appareil avec la répartition de la puissance spécifique à l'appareil. L'optimisation vise à minimiser le coût de l'énergie, en maximisant la pénétration des énergies renouvelables et en augmentant la satisfaction des utilisateurs sur un horizon de temps donné. L'objectif étant non linéaire (mixed integer non linear), pour résoudre le problème un modèle de programmation non linéaire est proposé. Un solveur numérique compétitif basé sur l'optimisation des essais est conçu et l'efficacité de l'approche proposée est vérifiée par des résultats de simulation.

Le tableau suivant indique les principaux travaux de recherche sur lesquels notre travail s'appuiera :

Références	Objectifs	Configuration du système	Indicateurs de Performances	Approche de résolution	Résultats
[Celik, 2003]	Technico-économique	Pv, éolien et banc de stockage	Coût unitaire du kWh - électricité	Probabiliste	L'auteur suggère qu'une troisième source d'énergie (source auxiliaire) soit intégré dans le système au lieu d'augmenter le matériel de tailles excessives.
[Kamel and Dahl, 2005]	Economique	Pv, éolien et générateur diesel	Coût annualisé, LPSP	Analytique	Les résultats de l'optimisation montrent que les systèmes hybrides sont moins coûteux que la production de diesel dans une perspective de coût net actuel.
[Wang and Singh, 2009]	Technico-économique et environnemental	Pv, éolien et générateur diesel	Coût total, indice énergétique de la fiabilité LPSP, et les émissions polluantes (EP),	hybride	Un ensemble de solutions de compromis est obtenu en utilisant des méta-heuristiques multicritères qui offrent de nombreuses alternatives de conception au preneur de décision.
[Kaabeche et al., 2011]	Technico-économique	Pv, éolien et banc de stockage	LUEC, LPSP	Itérative	Le modèle a été implémenté sur un système hybride destiné à l'usage ménagés.
[Mohamed et al., 2017]	Technico-économique	Pv, éolien	NVP, LPSP	PSO	L'algorithme PSO est utilisé pour obtenir le coût minimum de l'énergie produite en faisant correspondre l'approvisionnement en électricité avec la demande locale avec un indice de fiabilité particulier.
[Eltamaly et al., 2017]	Technico-économique	Pv, éolien, pile à combustible, batteries, générateur diesel	LUEC, LPSP, SOC	PSO	Les résultats montrent que le pourcentage de répartition de la charge est inversement proportionnel au coût de l'énergie produite.
[Ruiz-Alvarez et al., 2017]	Technico-économique	Pv, éolien, batterie, groupe diesel	LUEC, LPSP, SOC	Itérative	Les résultats de l'optimisation montrent que pour un certain coût du diesel, le système obtenu utilise uniquement des énergies renouvelables et le stockage pour répondre à la demande de charge, bien que l'infrastructure du générateur diesel soit déjà en place, et qu'aucun coût d'investissement initial lié à la production de diesel n'ait été supposé.

1.6 Conclusion

La perspective de ce travail est de fournir un outil de dimensionnement optimal générique à tout système hybride. Celui-ci, prendrait comme entrée le profil de charge ainsi que la configuration du système et retournerait la taille de chaque composante en garantissant un coût minimal et une fiabilité avoisinant la complète autonomie.

Après un long brassage de la littérature, nous avons abouti à une configurations destinée a être installée en milieu urbain. Celle-ci sera composée de panneaux photovoltaïques, d'éoliennes et bancs de batterie. Il serait peu judicieux d'ajouter un groupe diesel comme source de secours, puisque le réseau électrique est déjà installé. L'analyse profonde de la littérature nous permet de déterminer les critères adéquats pour notre modèle. Le critère économique sera assuré par la LEUC. En effet, minimiser la LEUC revient à réduire au maximum le prix du kWh produit par le système hybride. De plus, les indicateurs *LOLP* et *TNSE* représentant respectivement le taux de charge non satisfaite ainsi que le surplus énergétique produit non consommé, seront utilisés afin de garantir la fiabilité de l'installation. L'objectif environnemental est déjà satisfait puisque la configuration utilisée n'émet pas de gaz à effet de serre durant sa durée de vie, mais uniquement lors de la production de ses matériaux. Il serait donc peu représentatif d'inclure cette dimension dans la conception de notre système.

Chapitre 2

Aspects théoriques de la modélisation

Introduction

Dans le présent chapitre nous étudierons en profondeur chaque composant de la configuration choisie, nous aborderons les principes de bases de chacune de celle-ci, les technologies existantes, leurs rendements mais aussi leur évolution dans le temps. Par la suite, nous formulerons en détails les différents objectifs d'optimisation de notre modèle ainsi que les contraintes à satisfaire. Enfin, le modèle de dimensionnement du système hybride est présenté.

2.1 Modèle mathématique de la configuration

Afin de déterminer les différents flux d'énergie au sein d'un système hybride avec l'objectif d'en optimiser la gestion, chaque entité de celui-ci doit être modélisée. Dans l'optique de limiter la complexité de nos modèles, seule la puissance active a été considérée. Les effets de la puissance réactive ainsi que des harmoniques ont été négligés. Une attention particulière est portée sur le vieillissement des différents composants, non seulement afin de déterminer le nombre de remplacements, mais aussi pour prendre en compte la dégradation au cours du temps de leurs performances.

2.1.1 Modèle de production d'énergie du système photovoltaïque

La production d'énergie dans un système photovoltaïque hybride est principalement assurée par les générateurs photovoltaïques. En effet, les cellules photovoltaïques sont assemblées en jonction PN par dopage. Lorsque ces cellules captent les photons présents dans la lumière, une polarisation se produit au niveau de la jonction résultant en une différence de potentiel.

Les radiations solaires sont la principale source de photons, l'énergie produite par le système dépend fortement des irradiations solaire. Du fait de la variation de l'irradiation solaire durant la journée, il est préférable de garder le système PV le plus exposé possible. De nombreuses techniques ont été utilisées pour orienter les panneaux photovoltaïques face au soleil, comme par exemple le suivie horaire du soleil, cependant, Le rapport rendement coût de cette méthode est moindre. La plus simple et la moins coûteuse consiste à incliner l'installation

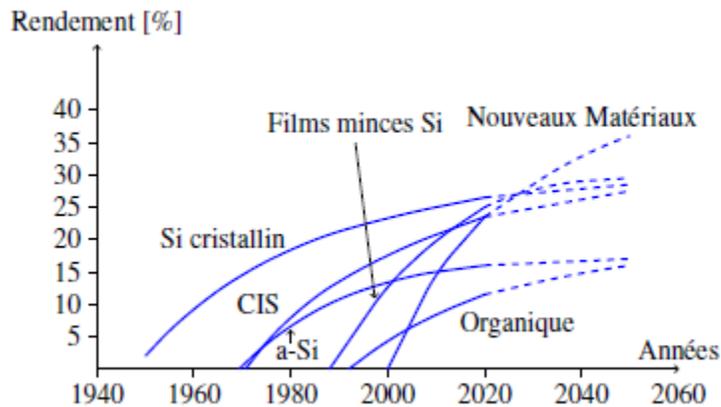


FIGURE 2.1 – Évolution du rendement énergétique de différentes technologies de modules photovoltaïques [MULLER, 2007]

photovoltaïque en fonction de l'angle de latitude du site, et de trouver l'azimut optimal pour garantir un maximum de tracking durant la journée et maintenir le rendement le plus haut possible. En plus de ces améliorations de rendement grâce au positionnement, un système de convertisseurs à commande MPPT a été ajouté afin de faire fonctionner le module en permanence à son point de puissance maximale avec une stabilité de la tension de sortie. Car, en plus de l'irradiation solaire qui change d'incidence chaque heure, la température est aussi un facteur météorologique influant sur les performances du système. En effet, une augmentation de la température de surface du panneau réduit de façon sensible la tension à ses bornes (d'environ $-2mV/^\circ C$ et par cellule).

Les différentes technologies existantes reposent toutes sur les propriétés photo-électriques des matériaux semi-conducteurs, ce qui induit une différence de performance pour chaque matériau utilisé. On retrouve le *Silicium mono-cristallin* comme l'une des meilleures technologies avec un rendement de 18% et ce pour les conditions standards d'utilisation soit $1000W/m^2$ $25^\circ C$. La structure cristalline est d'une grande pureté, néanmoins, le coût et l'impact environnemental dus à la production sont considérables. On retrouve également le *Silicium poly-cristallin*, une structure qui représente plus de la moitié du marché mondiale photovoltaïque. La pureté du matériau est moindre que pour le *silicium mono-cristallin*. Le rendement de conversion est autour de 14% ce qui rend cette technologie plus accessible en terme de coût, de plus le processus de production est moins énergivore. De nombreuses autres technologies sont utilisées dans les panneaux photovoltaïques, comme le *Silicium Amorphe* ou encore *Tellurure de Cadmium*. Celles-ci sont moins utilisées en raison de leurs faibles rendements ou leurs coûts de production. Beaucoup de technologies sont encore au stade de la recherche, certaines dépassent même les 20% de rendement théorique. D'après [MULLER, 2007] la recherche dans le domaine photovoltaïque promet un développement certain du rendement de production dans les prochaines années à venir. La figure 2.1 explicite les perspectives d'évolutions du rendement à horizon de 2060.

D'après [MULLER, 2007], la durée de vie des modules photovoltaïques est actuellement

d'une trentaine d'années. Mais, en ce qui concerne les rendements, des garanties moins longues sont données. Par exemple, une garantie de 10 ans pour conserver un rendement supérieur à 90 % de sa valeur initiale et une garantie de 25 ans pour un rendement supérieur à 80 % de sa valeur initiale. Cette détérioration est due à beaucoup de facteurs, essentiellement météorologiques : sable, vent, humidité ou encore la pollution atmosphérique. Le taux de dégradation du rendement diffère d'une technologie à une autre, mais il varie entre 0,1 % et 0,4 % par année.

Une diminution des performances de 0,5 % par an sera ponctuellement utilisée dans nos simulations, ce paramètre sera crucial dans l'étude de rentabilité du système.

On retrouve dans la littérature le modèle de production électrique d'un système PV, celui-ci s'exprime de cette façon [Markvart, 2000] :

$$P_{Pv}(t) = \eta_{Pv}(t) A_{Pv} G(t) \quad (2.1)$$

Où A_{Pv} représente la surface du champ en m^2 , et $G(t)$ représente l'irradiation solaire reçue par le panneau à l'instant t en W/m^2 . η_{Pv} représente le rendement du système photovoltaïque, il peut être donné par l'équation 2.2 ([Habib et al., 1999] et [Kolhe et al., 2003]).

$$\eta_{Pv}(t) = \eta_r \eta_{pc} [1 - \beta (T_c(t) - T_{Cref})] \quad (2.2)$$

Où η_r est le rendement de référence du système, η_{pc} est toujours égale à 1 pour un MPPT maximum, β est le coefficient de température d'efficacité du générateur, considéré comme une constante entre (0,0040 - 0,006 par $^{\circ}C$), et T_{Cref} est la température de référence de la cellule.

$T_c(t)$ représente la température de référence du système, celle-ci peut être donnée par [Diaf et al., 2008] :

$$T_c(t) = T_a(t) + \left[\frac{NOCT - 20}{800} \right] G(t) \quad (2.3)$$

Où T_a est la température ambiante en $^{\circ}C$, $NOCT$ représente la température nominale de la cellule en $^{\circ}C$. η_{pc} , β , $NOCT$ sont des paramètres qui dépendent du type de panneaux utilisés, ils sont disponibles sur le datasheet du constructeur.

2.1.2 Modèle de génération de l'énergie éolienne

La production de l'énergie éolienne est principalement assurée par les aérogénérateurs : dispositif de production d'énergie électrique à partir de l'énergie cinétique du vent (figure 2.2).

L'aérogénérateur est principalement composé de :

- a) Mat : supporte la nacelle et le rotor de la turbine. Il est important que le mat soit haut du fait de l'augmentation de la vitesse du vent en hauteur. Il peut être plein ou tubulaire. Ce dernier est plus coûteux mais il a l'avantage de permettre un accès aisé à la nacelle pour la maintenance.

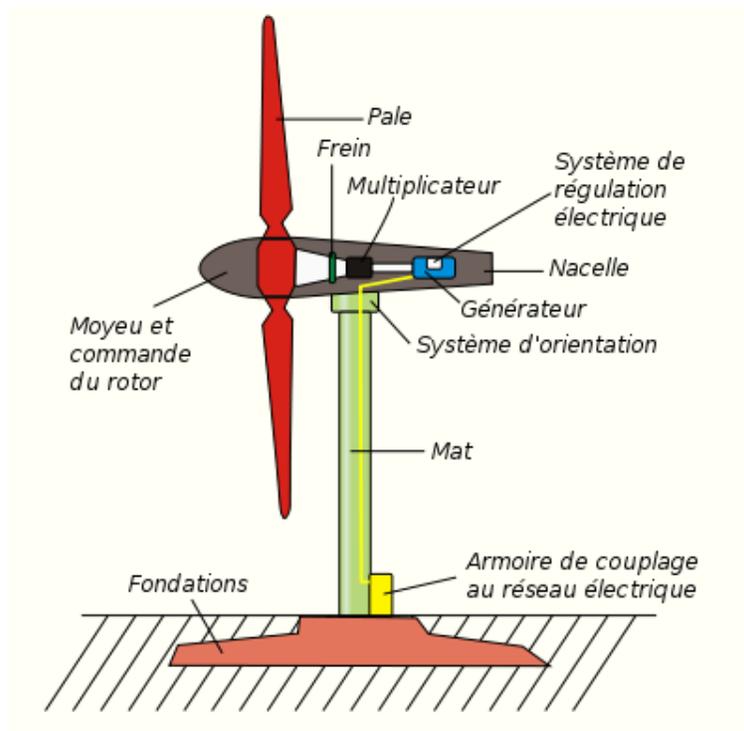


FIGURE 2.2 – Schéma d'une éolienne de type aérogénérateur.

- b) Rotor : partie rotative de l'éolienne placée en hauteur afin de capter des vents forts et réguliers. Il est composé de plusieurs pales (en général trois) en matériau composite qui sont mises en mouvement par l'énergie cinétique du vent. Reliées par un moyeu, ces dernières peuvent en moyenne mesurer chacune 25 à 60 m de long et tourner à une vitesse de 5 à 25 tours par minute. Il est branché directement ou indirectement (via un multiplicateur de vitesse à engrenages) au système mécanique qui utilisera l'énergie recueillie (pompe, générateur électrique, etc.).
- c) Nacelle : regroupe tous les éléments mécaniques permettant de coupler le rotor éolien au générateur électrique : arbres, multiplicateur, roulement, le frein à disque qui permet d'arrêter le système en cas de surcharge, le générateur qui est généralement une machine synchrone ou asynchrone et les systèmes hydrauliques ou électriques d'orientation des pales (frein aérodynamique) et de la nacelle (nécessaire pour garder la surface balayée par l'aérogénérateur perpendiculaire à la direction du vent).

On retrouve dans la littérature deux type d'éolienne, à vitesse fixe et à vitesse variable. Les éoliennes à vitesse fixe utilisent pour la plupart des cas des machines asynchrones qui tournent à vitesse fixe ou varie très lentement en jouant sur le glissement de la machine. Deux types de génératrices sont utilisés pour cette configuration :

- Un générateur asynchrone dimensionné pour des faibles puissances.
- L'utilisation d'une machine asynchrone à cage directement couplée sur le réseau électrique.

Les éoliennes à vitesse fixe se caractérisent par un faible coût, une Haute fiabilité et une accessibilité à la maintenance. Néanmoins, en raison de la non variance de la vitesse, le rendement de ce type d'éolienne n'est pas vraiment satisfaisant dans la plupart des cas d'applications.

Les éoliennes à vitesse variable sont actuellement les plus utilisées dans l'industrie. Le terme vitesse variable désigne le fait que la vitesse de la turbine est indépendante de la fréquence du réseau électrique. L'avantage principal d'opérer la turbine à vitesse variable est de maximiser la capture de l'énergie disponible dans le vent. Trois types de génératrices peuvent être utilisés dans les éoliennes à vitesse variable : la génératrice synchrone, la génératrice asynchrone et la génératrice asynchrone à double alimentation.

Les génératrices synchrones à aimants permanents étaient, jusqu'ici, très peu utilisées principalement pour les raisons suivantes :

- Prix relativement élevé des aimants (constitués de terres rares)
- Démagnétisation progressive découlant de l'utilisation de ces aimants en présence de champs magnétiques intenses régnant dans le générateur.

Les éoliennes à génératrice asynchrone sont connectées au réseau par l'intermédiaire d'un convertisseur de puissance situé sur le circuit statorique. Contrairement à une éolienne à vitesse fixe, les tensions et les fréquences à la sortie de la génératrice ne sont plus imposées par le réseau, ce qui permet de réguler la vitesse de l'éolienne. Les éoliennes les plus utilisées utilisent un générateur à rotor bobiné avec un système de balais et de bagues connu dans la littérature sous le nom de la machine asynchrone à double alimentation (MADA). Dans cette configuration, le stator de la machine asynchrone est connecté directement au réseau et le convertisseur de puissance se trouve sur le circuit rotorique (figure 2.3). La commande du redresseur permet de contrôler le fonctionnement de la génératrice en imposant la tension des enroulements rotoriques. La commande de l'onduleur permet de maintenir constante la tension du bus continu.

Les petites éoliennes sont utilisées dans deux principaux domaines : les systèmes électriques "autonomes" et la "production distribuée". Cette dernière représente des systèmes avec de petits générateurs connectés à un réseau de distribution public plus important, où un gestionnaire de réseau est responsable du contrôle global (on parle aussi souvent de production "connectée au réseau" ou "sur le réseau").

Malgré l'avancement considérable en ce qui concerne le développement technologique des grandes et moyennes éoliennes pour les parcs éoliens, l'état de l'art traitant des petites éoliennes est loin de la maturité technologique et de la compétitivité économique. Les coûts moyens des éoliennes autonomes actuelles varient de 2 500 à 6 000 euros par kW installé, tandis que dans le domaine de la production décentralisée, une petite éolienne peut coûter de 2700 à 8000 euros par kW installé. Le coût supplémentaire étant principalement dû au convertisseur de puissance nécessaire pour le raccordement au réseau. Ces deux chiffres contrastent avec les coûts spécifiques des grandes éoliennes, qui sont de l'ordre de 1500 EUR/kW.

En ce qui concerne l'analyse des performances des petites éoliennes, la densité de puissance moyenne est d'environ 0,15 à 0,25 kW/m² en raison du potentiel éolien limité dans les sites

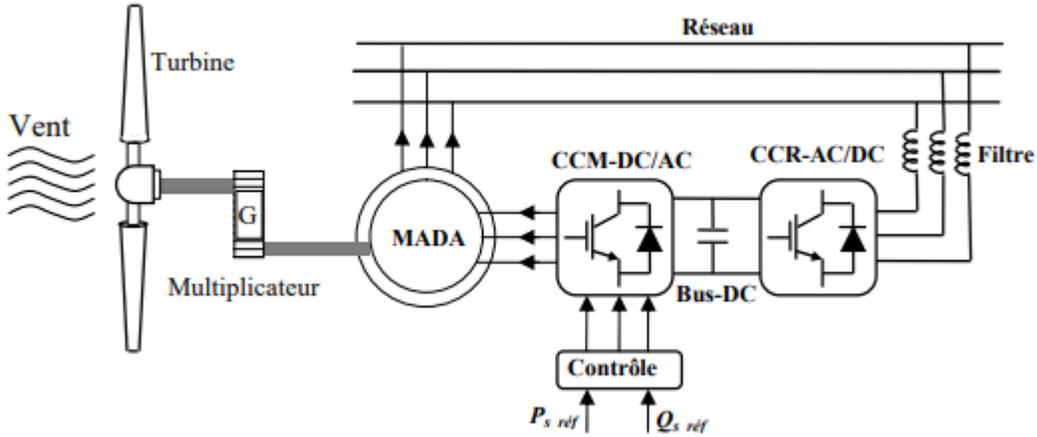


FIGURE 2.3 – Éolienne à vitesse variable utilisant une MADA

où l'énergie est requise, par rapport aux sites typiques des grandes éoliennes dans les parcs éoliens.

La technologie des petites éoliennes est clairement différente de celle utilisée pour les grandes éoliennes. Ces différences concernent tous les sous-systèmes : principalement les systèmes de contrôle et les systèmes électriques, mais aussi la conception du rotor. La plupart des petites éoliennes (small wind turbine SWT) existant sur le marché sont des machines qui ont été développées de manière presque "artisanale", avec une technologie moindre que celle des grandes éoliennes.

L'aérogénérateur peut fonctionner à une efficacité maximale que s'il est conçu pour le site où il doit être installé. En effet, les vitesses du vent pour l'amorçage et la coupure seraient définies en fonction du site en faisant une profonde étude météorologique. Ces paramètres peuvent être choisis de manière à maximiser l'énergie fournie par l'installation éolienne. Cependant, comme il serait coûteux de concevoir une éolienne spécifique pour un site, généralement une procédure est suivie pour définir l'installation à utiliser parmi celles existantes sur le marché, en prenant celle qui se rapproche le plus du potentiel maximale de production du site en question.

La production d'énergie dépend étroitement de la vitesse du vent, celle ci peut être exprimée par le modèle suivant [Pallabazzer, 1995] :

$$P_w(t) = \begin{cases} 0 & , V_w(t) < V_{ci} \text{ ou } V_w(t) > V_{co} \\ P_{wr} \frac{V_w(t) - V_{ci}}{V_r - V_{ci}} & , V_{ci} < V_w(t) < V_r \\ P_{wr} & , V_r < V_w(t) < V_{co} \end{cases} \quad (2.4)$$

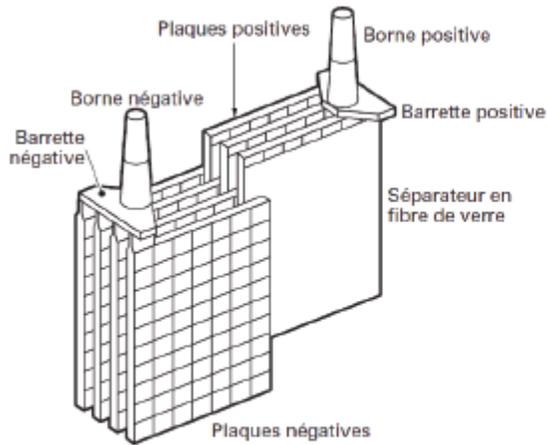
$V_w(t)$ représente la vitesse du vent à l'instant t

V_r représente la vitesse nominale du vent de l'éolienne.

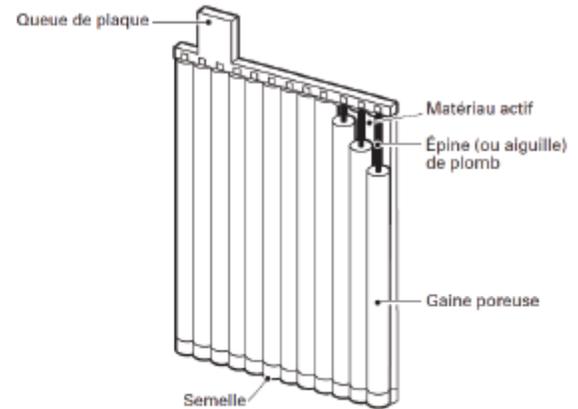
V_{ci} et V_{co} représente respectivement les vitesses du vent initiale d'amorçage et de coupure de l'éolienne.

TABLE 2.1 – Caractéristiques de l'éolienne considérée

Type	Puissance nominal (W)	Vitesse d'amorçage V_c (m/s)	Vitesse Nominal V_g (m/s)	Vitesse de coupure V_p (m/s)	Hauteur (10m)
AIR 403	400	3	12	25	10



(a) Technologie plaques planes



(b) Technologie plaques tubulaires

FIGURE 2.4 – Technologies principales d'électrodes [Thiaux, 2010]

Le tableau 2.1 détaille les caractéristiques de l'éolienne considérée durant cette étude :

La durée de vie des petites éoliennes est estimée à 20 ans, une dégradation ponctuelle de 2% par année du rendement sera considérée. Une maintenance de suivie sera également observée tous les deux ans afin de garantir le bon fonctionnement de l'éolienne.

2.1.3 Modèle de gestion du système de stockage

Depuis son invention en 1859 par Gaston Planté, l'utilisation des accumulateurs Plomb-Acide s'est largement développée. Leurs principaux domaines d'application actuels sont nombreux, souvent indispensables pour la plupart des applications. Les types des batteries plomb-acide les plus utilisés pour les systèmes d'électrification hybrides sont : les batteries classiques stationnaires ouvertes et les batteries étanches VRLA (Valve Regulated Lead Acid). Dans chaque classe, deux architectures internes différentes sont employées : une technologie à plaques planes et une autre à plaques tubulaires. Dans le cas des plaques planes, les électrodes positives et négatives sont constituées par un ensemble de plaques parallèles reliées entre elles par une barrette. Les plaques tubulaires sont utilisées uniquement pour l'électrode positive. Dans ce cas, l'électrode est constituée d'un ensemble de tubes remplis de matière active (Figure 2.4) [Robert and Alzieu, 2004].

La modélisation de l'accumulateur est nécessaire, notamment pour établir son état de charge instantané (SOC : State Of Charge) dans l'optique d'optimiser la gestion d'énergie au sein du système. Les équations 2.5 et 2.6 rappellent les définitions de l'état de charge

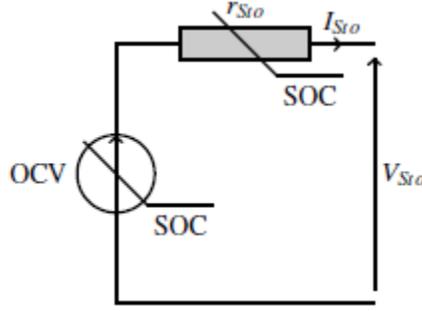


FIGURE 2.5 – Modèle de l'accumulateur [Copetti and Chenlo, 1994]

et de la profondeur de décharge d'un accumulateur. $C_{St_0}(t)$ est la capacité instantanée de l'accumulateur et $C_{nom}(t_0)$ la capacité nominale initiale de l'accumulateur :

$$SOC(t) = \frac{C_{St_0}(t)}{C_{nom}(t_0)} \quad (2.5)$$

$$DOD(t) = 1 - SOC(t) \quad (2.6)$$

Le modèle suivant a été développé par [Copetti and Chenlo, 1994] pour modéliser des accumulateurs Plomb-Acide dans un système photovoltaïque et/ou hybride. Ce modèle, comme l'indique la figure 2.5, a été adapté par [Gergaud, 2002] pour décrire le comportement énergétique et électrique de batteries étanches SAPHIR 3600 et normalisé de façon à pouvoir être utilisé lorsque l'on cherche à paramétrer la capacité de l'accumulateur dans un système autonome. Le modèle d'un accumulateur Plomb-Acide repose sur deux éléments électriques non linéaires :

- Une source de tension représentant la tension à vide de l'élément (OCV) qui est directement liée à l'état de charge instantané de l'accumulateur.
- Une résistance représentant la chute de tension au sein de l'élément qui dépend elle aussi de l'état de charge de l'accumulateur.

Ce modèle a été initialement déduit d'une batterie de capacité nominale C_{10-ref} de $325Ah$, puis normalisé de façon à pouvoir être utilisé pour différentes dimensions de l'accumulateur.

La capacité totale du groupe de batteries qui doit être utilisée pour répondre à la charge, est déterminée en utilisant l'expression 2.7 [Deshmukh and Deshmukh, 2008]. La capacité dépend de plusieurs facteurs notamment la profondeur maximale de déchargement, la correction de la température ainsi que la capacité nominale et autonomie de la batterie :

$$C_B = \frac{E_L S_D}{V_B DOD_{max} T_{cf} \eta_B} \quad (2.7)$$

Où E_L représente l'énergie consommée par la charge en Wh , S_D le nombre de jours d'autonomie de la batterie, V_B est la tension nominale de la batterie, DOD_{max} est le maximum de

déchargement de la batterie, T_{cf} est le facteur de correction de la température tandis que η_B représente le rendement de la batterie.

Chargement et déchargement de la batterie

L'état de la batterie dépend de la charge, et de l'énergie produite conjointement entre l'éolien et le solaire. La batterie possède deux états différents : charge et décharge, modélisés respectivement par les équations 2.9 et 2.10. [Kaabeche et al., 2011]

Durant toute cette étude E_G représentera la somme des énergies produites par le solaire et l'éolien (équation 2.8).

$$E_G(t) = P_{Pv}(t) \cdot \Delta(t) + P_w(t) \cdot \Delta(t) \quad \forall t \quad (2.8)$$

Où P_{Pv} représente la puissance produite par le système photovoltaïque, P_w est l'énergie produite par le système éolien.

Chargement de la batterie :

$$SOC(t) = SOC(t-1)(1-\sigma) + [E_G(t) - \frac{E_L(t)}{\eta_{inv}}] \eta_B \quad (2.9)$$

Déchargement de la batterie :

$$SOC(t) = SOC(t-1)(1-\sigma) - [\frac{E_L(t)}{\eta_{inv}} - E_G(t)] \quad (2.10)$$

Où $SOC(t)$ et $SOC(t-1)$ sont respectivement l'état de charge de la batterie en Wh aux instants t et $t-1$. σ est le taux de déchargement horaire de la batterie. $E_L(t)$ représente l'énergie consommée à l'instant t . η_{inv} et η_{bat} représentent respectivement le rendement des convertisseurs électriques et le rendement de la batterie.

Dans le but de prévenir les décharges profondes et de limiter les phénomènes de gassing¹, l'état de charge de l'accumulateur est maintenu dans la plage suivante :

$$SOC_{min} \leq SOC(t) \leq SOC_{max} \quad \forall t \quad (2.11)$$

Où SOC_{max} est déterminé par la capacité maximale de la batterie C_B , et SOC_{min} est déterminé par la maximum autorisé de déchargement de la batterie (équation 2.12).

$$SOC_{min} = (1 - DOD_{max})C_B \quad (2.12)$$

1. Relâchement de gaz résiduaux. Dans ce cas d'application, ceci se résume à un dégagement gazeux de l'électrolyte dans le cas d'une tension batterie trop élevée. À pour effet de diminuer le phénomène de stratification inhérent aux batteries stationnaires [Hammouche et al., 2006]

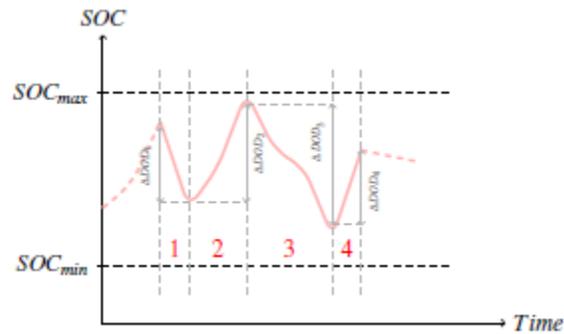


FIGURE 2.6 – Cycle décrit par un accumulateur dans le domaine PV autonomes et hybride

Pour une plus grande longévité, on retrouve dans la littérature que DOD_{max} devrait être entre 30 et 50%. Dans cette étude, nous allons considérer un $DOD_{max} = 30\%$.

Vieillessement des accumulateurs au plomb

De façon à quantifier le nombre de remplacements des accumulateurs sur la durée de vie du système, la dégradation continue de leurs performances sera prise en compte. Les performances énergétiques des accumulateurs électrochimiques se dégradent aussi avec le temps. La grandeur donnant une idée de l'état de santé d'un accumulateur à un instant donné s'appelle l'état de santé (SOH : State Of Health) de l'accumulateur. Il est donné par l'équation 2.13 :

$$SOH(t) = \frac{C_{nom}(t)}{C_{nom}(t_0)} \quad (2.13)$$

Avec $C_{nom}(t_0)$ la capacité nominale initiale de l'accumulateur et $C_{nom}(t)$ la capacité nominale à l'instant t . L'accumulateur devant être remplacé lorsque la diminution de la capacité initiale de l'accumulateur est trop importante. L'accumulateur devant être remplacé lorsque la diminution de la capacité initiale de l'accumulateur est trop importante. En pratique, il est généralement accessible de mesurer le nombre de cycles² décrit au cours de la durée de vie du système de stockage. En effet, les cycles décrits suivent une même tendance ; à savoir départ à $SOC(t) = SOC_{max}$ décharge jusqu'à $SOC(t) = X\%$ puis de nouveau recharge jusqu'à $SOC(t) = 100\%$. Le problème majeur pour les systèmes de stockage dans l'utilisation PV autonomes ou systèmes hybrides, est lié au fait que l'accumulateur décrit un cyclage plus complexe que celui expliqué précédemment. La figure 2.6 décrit qualitativement les cycles présents dans les domaines PV autonomes et systèmes hybrides. [Thiaux, 2010]

On retrouve dans la littérature plusieurs approches mathématiques pour pallier à la complexité de mesure du nombre de cycles spécifique à l'utilisation des accumulateurs dans les domaines PV et système hybrides. Ces cycles ont une influence sur la perte de capacité de

2. Les constructeurs de batteries indiquent leur durée de vie sous la forme d'un nombre de cycles normalisé de décharge/recharge.

TABLE 2.2 – Coefficients de perte de capacité pour 2 technologies d’accumulateurs Plomb-Acide

Type d’accumulateur	Coefficient
Plomb (plaques planes)	$\sigma_{plomb-pl} = -0.3\%/EFC$
Plomb (plaques tubulaires)	$\sigma_{plomb-pl} = -0.5\%/EFC$

l’accumulateur. Il est considéré que les accumulateurs sont en fin de vie après une perte de 20% de la capacité initiale, soit $SOH = 80\%$. Il va de soi qu’au sein d’applications photovoltaïques autonomes, les accumulateurs peuvent fonctionner au delà de cette perte de 20% ; néanmoins cette valeur normative sera retenue dans le cadre de cette études. [Thiaux, 2010]

Dans [Lemaire-Potteau et al., 2008], des essais expérimentaux menés sur différents types d’accumulateurs ont mis en évidence le fait que dans une première phase de dégradation, la capacité nominale diminue de façon approximativement linéaire en fonction du nombre de cycles complets équivalents (EFC : Equivalent Full Cycle). Le nombre de cycles complets équivalents est définie comme étant le produit du nombre de cycles effectués à une certaine profondeur de décharge par la profondeur de décharge de ces cycles :

$$EFC = N_{cycles} \cdot DOD \quad (2.14)$$

Cette notion d’EFC suppose que la courbe de vieillissement en cyclage soit une hyperbole. Des coefficients de perte de capacité par cycle complet équivalent ont pu alors être déterminés : ils diffèrent selon la technologie employée ils sont donnés par le tableau 2.2. [Thiaux, 2010]

Dans [Riffonneau, 2009], le calcul de la diminution de la capacité est uniquement réalisé lorsque l’accumulateur est en décharge. L’équation 2.15 montre le calcul de la nouvelle capacité nominale :

$$C_{nom}(t) = C_{nom}(t-1) - C_{nom}(t_0) \cdot \sigma_x \cdot (SOC(t-1) - SOC(t)) \quad (2.15)$$

Avec σ_x le coefficient de perte relatif à la technologie de l’accumulateur.

Finalement, après un long brassage de la littérature concernant l’état des batteries et pour des raisons de simplification, il sera considéré dans cette étude une perte de capacité de 2%/année . Au bout de 10 ans, la capacité de la batterie aura perdu 20% de $C_{nom}(t_0)$; autrement dit $SOH = 80\%$, le parc de batterie devra être renouvelé.

2.1.4 Modélisation des convertisseurs

L’architecture du système hybride se compose de 4 convertisseurs responsables de la conversion et transmission énergétique figure 2.7. La taille des convertisseurs sera déterminée afin d’intégrer leurs coût dans l’étude économique. Dans le but de prévenir des consommations supérieures à la moyenne et pouvoir satisfaire la demande de l’utilisateur jusqu’à un certain seuil, la puissance des convertisseurs sera proportionnelle aux pic-moyen de consommations. Figure 2.8 équation 2.16.

$$P_{inv} = 2 \cdot E_{Lmax} \quad (2.16)$$

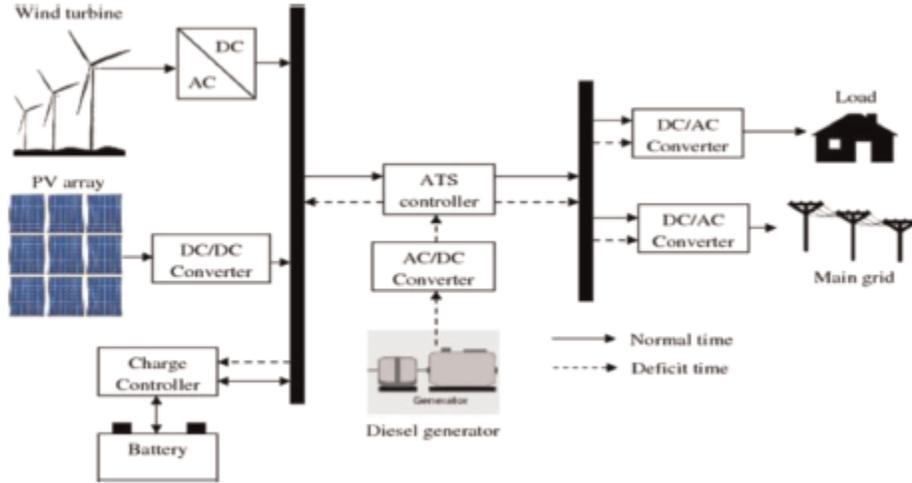


FIGURE 2.7 – Architecture du système hybride

En considérant la puissance nominale des convertisseurs égale à 2 du pic-moyen de consommation, le système restera opérationnel même avec une hausse de consommation énergétique ; et ce durant toute la durée de vie des convertisseurs. Durant cette étude, on considérera les convertisseurs comme étant des boîtes noires, avec un rendement de $\eta_{inv} = 85\%$ et une durée de vie égale à 10 ans. Dans cette étude, nous ne considérons pas la dégradation des performances.

2.1.5 Profil de charge et données météorologiques

Pour un dimensionnement réaliste, les données de consommation considérées seront étalées sur une année avec 4 profils différents en fonction des saisons de l'année. De plus, afin de garantir une même fiabilité durant la durée de vie du système hybride (20 ans), on considère durant cette étude une hausse de la consommation énergétique de 5%/année (équation 2.17). En effet, une étude faite par Sonelgaz considérant une analyse statistique de l'évolution de la consommation énergétique en Algérie de l'année 2017 à 2018, a montré que la consommation énergétique augmentait d'environ 5%. De ce fait, et en se basant sur cette étude, ce taux sera retenu dans ce travail.

Cette hypothèse a aussi pour but de garantir une certaine fiabilité lors de la mesure de la rentabilité de l'investissement initial. En effet, l'acquisition d'un système hybride reste très coûteuse ; afin d'amortir cet investissement dans le temps, le système doit satisfaire les exigences en terme de demande de consommation énergétique et ce durant toute sa durée de vie.

$$E_L(\text{year}(i)) = E_L(\text{year}(1)) \cdot (1 + ((i - 1) \cdot 0.05)); \quad i = 1, \dots, 20 \quad (2.17)$$

Les données météorologiques utilisées dans cette étude ont été mesurées à l'unité de développement de l'énergie solaire (UDES-CIS Bousmail). Ces mesures sont caractérisées par un taux de fiabilité de l'ordre de 98%. Nous avons également comparé ces données avec des données satellite récupérées à partir de ces sites internet fournissant des informations

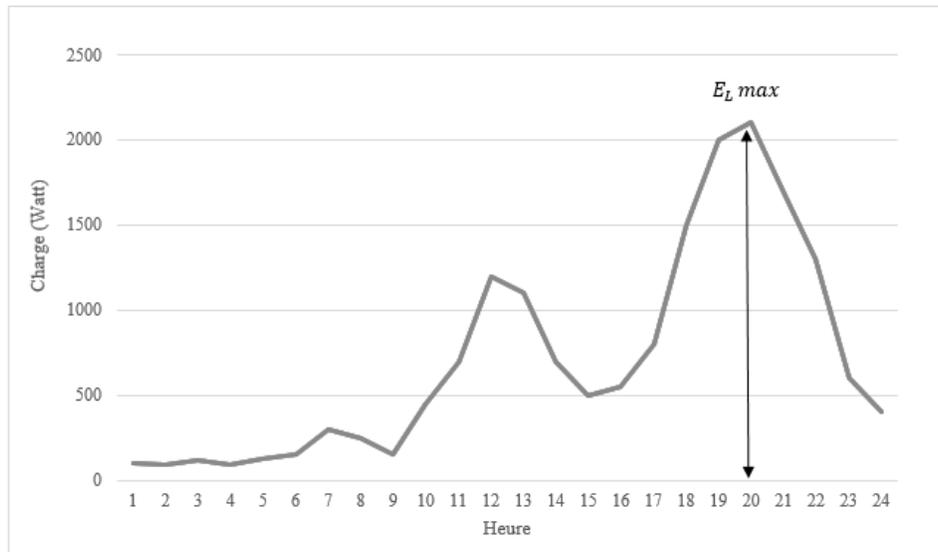


FIGURE 2.8 – Illustration d'une consommation journalière

météorologiques :

- <https://ec.europa.eu/jrc/en/pvgis>
- <https://www.wunderground.com/>

On supposera également que durant les 20 ans de durée du vie du système hybride, les conditions météorologiques resteront plus ou moins identiques.

2.2 Critères économiques d'optimisation

L'étude se basera sur la minimisation du coût global du kWh produit par le système renouvelable. Comme cité dans l'état de l'art (paragraphe 1.2), The Levelised Unit Electricity Cost (LUEC) est considéré comme le meilleur indicateur de rentabilité du système, cet indicateur se calcule de la manière suivante :

$$LUEC(\$/kWh) = \frac{LCC \cdot CRF}{\sum_{t=1}^{8760} E_G(t)} \quad (2.18)$$

Où LCC (Life cycle cost) représente le coût du cycle de vie du système hybride ; celui-ci peut être décrit par la fonction suivante :

$$LCC = CI + C_{rem} + C_{O\&M} \quad (2.19)$$

Le coût d'investissement initial CI

Le coût d'investissement initial de chaque composante du système comprend le prix des composants, le coût des travaux de génie civil, l'installation et la connexion. Dans cette étude, les coûts des travaux de génie civil, d'installation et de connexion seront égaux à 10% du prix de l'équipement en question. Le tableau 2.3 résume les prix considérés durant cette étude pour chacun des composants du système hybride. L'équation suivante exprime la fonction CI :

$$CI = C_{Pv} \cdot C_{unit,pv} + C_w \cdot C_{unit,w} + C_B \cdot C_{unit,B} + C_{inv} \cdot C_{unit,inv} + C_0 \quad (2.20)$$

Où C_{Pv} , $C_{unit,pv}$ représentent respectivement la capacité du champ PV en W à installer et le coût d'installation d'une unité PV ($\$/W$). C_w , $C_{unit,w}$ représentent respectivement la capacité de l'éolienne en W à installer et le coût d'installation d'une unité éolienne ($\$/W$). C_B , $C_{unit,B}$ représentent respectivement la capacité de la batterie à installer en W et le coût d'installation d'une unité de batterie ($\$/W$). C_{inv} , $C_{unit,inv}$ sont respectivement la capacité des convertisseurs à installer en W et le coût d'installation d'un convertisseur en ($\$/W$). Enfin C_0 représente le coût lié à la main d'œuvre et frais d'installation.

Le coût de remplacement C_{rem}

Le coût de remplacement est un facteur important à prendre en compte. En effet, la durée de vie des batteries, des convertisseurs, et de l'éolienne est moins que celle du système PV. Pour un système supposé durer 20 ans, le coût de remplacement doit être comptabilisé dans l'analyse du coût du système en considérant le taux d'inflation f_0 des composants ainsi que le réel taux d'intérêt k_d . La valeur du coût de remplacement pourrait être donnée par [Soras and Makios, 1988] :

$$C_{rep} = C_{unit} \cdot C_{nom} \sum_{i=1}^{N_{rep}} \left[\frac{1 + f_0}{1 + k_d} \right]^{\frac{N_i}{N_{rep}} + 1} \quad (2.21)$$

Où C_{nom} est la capacité de remplacement du système éolienne, batterie ou convertisseur en W . C_{unit} est le prix unitaire du composant à remplacer en $\$/W$ et N_{rep} est le nombre d'éléments à changer durant la durée de vie.

Le coût d'opération et de maintenance $C_{O\&M}$

Le coût d'opération et de maintenance durant la durée de vie du système est donnée par la fonction suivante [Groumpos and Papageorgiou, 1987] :

$$C_{O\&M} = \begin{cases} (C_{O\&M})_0 \frac{1+f_1}{k_d-f_1} \cdot \left[1 - \frac{1+k_d}{1+k_d} \right] & \text{pour } k_d \neq f_1 \\ (C_{O\&M})_0 \cdot L_p, & \text{pour } k_d = f_1 \end{cases} \quad (2.22)$$

Où f_1 est le taux d'inflation des opérations, k_d le taux d'intérêt annuel et L_p la durée de vie en année du système. $(C_{O\&M})_0$ représente le coût des opérations dans la première année, qui est un certain pourcentage de CI , tel que $(C_{O\&M})_0 = k \cdot CI$. Ce taux est représenté dans le

TABLE 2.3 – Paramètres économiques des installations

Composants	Prix Unitaire (\$/W)	Coût de maintenance lère année	Durée de vie année	Taux d'intérêt	Taux d'inflation
PV	0.67	1%	25	8%	4%
Eolienne	3.00	3%	20	8%	4%
Batterie	0.207	0%	10	8%	4%
Convertisseur	0.215	1%	10	8%	2%

TABLE 2.4 – Résumé des hypothèses d'évolution dans le temps considérées pour le système hybride.

Panneaux photovoltaïques	Pertes de rendement : - 0.5% par année.
Éolienne	Pertes de rendement : -2% par année.
Batterie	Pertes de capacité : -2% par année.
Convertisseurs	Aucune perte de puissance ne sera considérée.
Consommation énergétique	Évolution stationnaire de 5% par année.

tableau 2.3.

CRF

CRF est le moyen de calcul de valeur actuelle d'une entité. Dans cette étude, il calculera la valeur actuelle du coût de l'énergie, celui-ci peut être donné par la formule suivante :

$$CRF(k_d, L_p) = \frac{k_d(1+k_d)^{L_p}}{(1+k_d)^{L_p}-1} \quad (2.23)$$

Avec k_d le taux d'intérêt, qui sera pris égal à 8% durant toute cette étude (tableau 2.3). L_p représente la durée de vie en année du système, qui sera considérée égale à 20 ans.

Le tableau 2.3 reprend les coûts d'acquisition unitaires, les taux relatifs aux coûts de maintenance, les durées de vie ainsi que les taux d'intérêt et d'inflation pour chacun des composants du système hybride. Ces données ont été tirées à partir de benchmarks présents dans la littérature. Les hypothèses considérées relatives à l'évolution dans le temps des composants du système hybride ainsi que du profil de consommation énergétique durant la durée de vie de notre système sont résumées dans le tableau 2.2.

2.3 Positionnement du problème d'optimisation

Nous cherchons à minimiser le coût du kWh produit par le système hybride. Minimiser ce coût revient à minimiser le coût du système durant son cycle de vie (LCC) (équation 2.24).

De plus, nous introduisons deux indicateurs de performance nécessaires pour la mesure de la fiabilité du système, à savoir la $LOLP$ ainsi que le $TNSE$ qui représentent respectivement le taux de demande non satisfaite et le taux de surplus énergétique produit mais

non consommé. Un système fiable doit alors satisfaire au moins 95% de la demande énergétique annuelle (équation 2.25). Pour éviter un surdimensionnement et l'utilisation abusif des dispositifs de production énergétiques, l'énergie produite mais non consommée ne doit pas dépasser 25% de l'énergie consommée.

$$\min_x(LCC) = \min_x[CI(x) + C_{rem}(x) + C_{O\&M}(x)] \quad (2.24)$$

Où x est le vecteur de décision représentant le dimensionnement relatif à l'aire du champ photovoltaïque, le nombre de turbine, et la capacité des batteries.

Avec comme contraintes :

$$LOLP \leq 5\% \quad (2.25)$$

$$TNSE \leq 25\% \quad (2.26)$$

Afin de calculer les deux indicateurs de performance, nous introduisons $E_{not-supplied}(t)$ ainsi que $E_{dammmny}(t)$ qui représentent respectivement l'énergie non satisfaite à l'heure t et l'énergie produite mais non consommée à l'heure t . L'algorithme 1 a pour but d'expliquer le processus de gestion de l'énergie du système hybride, mais aussi de mesurer la fiabilité du système. Une fois que l'algorithme est exécuté, on peut calculer les indicateurs de performances du système hybride à savoir la $LOLP$ ainsi que le $TNSE$ (équations 2.27 et 2.28). L'organigramme (figure 2.9) explique en détails le modèle du dimensionnement.

$$LOLP = \frac{\sum_{t=1}^{t=8760} E_{not-supplied}(t)}{\sum_{t=1}^{t=8760} E_L(t)} \quad (2.27)$$

$$TNSE = \frac{\sum_{t=1}^{t=8760} E_{dammmny}(t)}{\sum_{t=1}^{t=8760} E_L(t)} \quad (2.28)$$

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents modèles énergétiques relatifs à chacun des composants de notre système. Les hypothèses considérées concernant l'évolution dans le temps des composants du système ainsi que du profil de consommation énergétique ont également été décrites. Entre autre, les critères économiques d'optimisation ont été introduits ainsi que les paramètres économiques des installations employés dans l'étude.

Le modèle de dimensionnement est ainsi formulé avec l'objectif de minimisation du coût du système hybride durant son cycle de vie sous contrainte de fiabilité relative à la satisfaction de la demande. Les approches de résolution de ce modèle formulé sous forme d'un mixed integer non linear programming algorithm seront discutées dans le prochain chapitre.

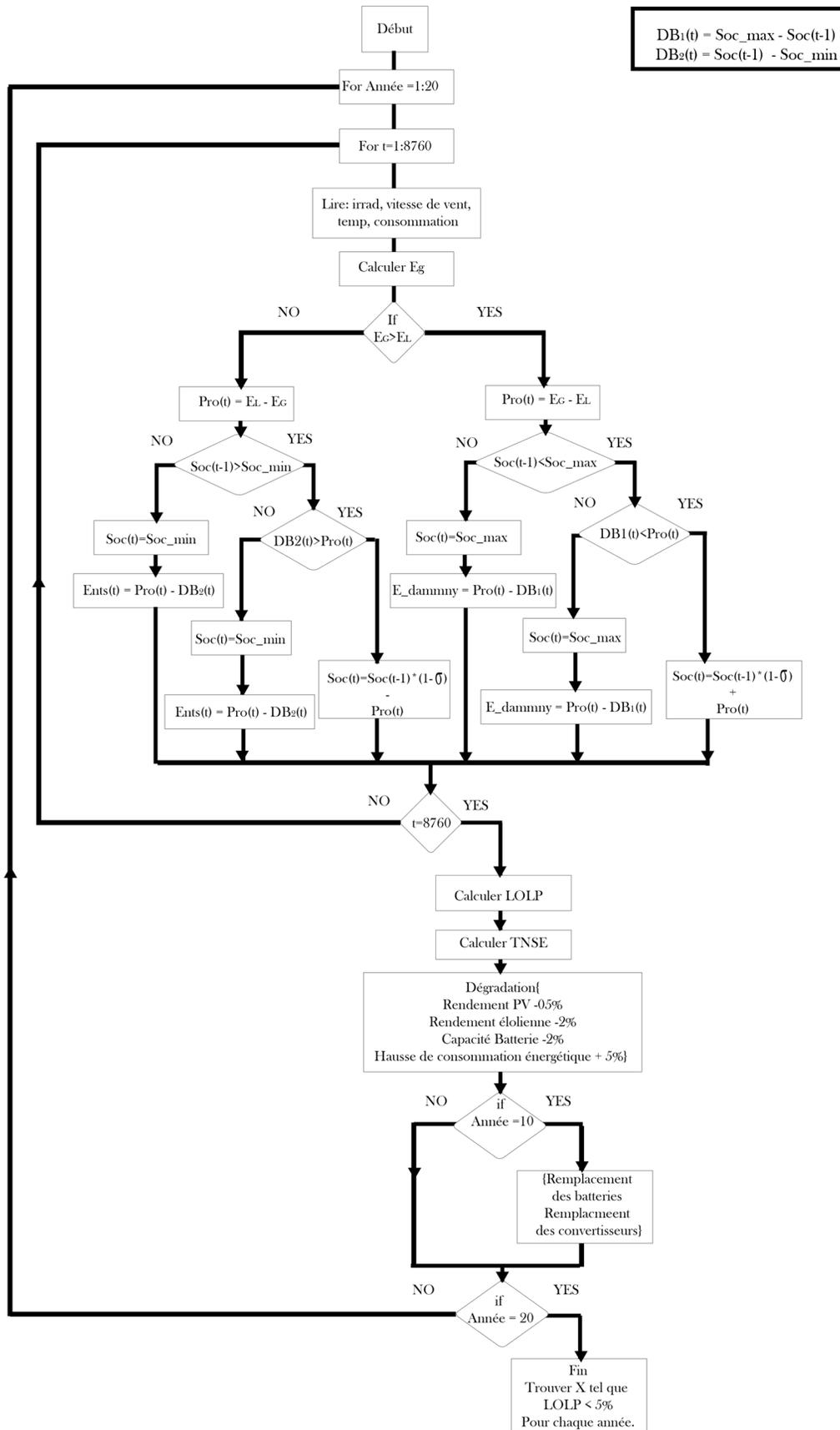


FIGURE 2.9 – Organigramme du modèle de dimensionnement

Algorithm 1 Algorithme de gestion et de mesure du système hybride

```

1: for  $t = 1$  to  $t = 8760$  do
2:   Lire Irradiation Solaire, Température, vitesse du vent,  $E_L$  ;
3:   Calculer  $P_{Pv}(t)$  et  $P_w(t)$  ;
4:    $E_G(t) \leftarrow (P_{Pv}(t) \cdot (\Delta(t) + P_w(t) \cdot \Delta(t)) \times (\eta_{inv})^2$ 
5:   if  $E_G(t) > E_L(t)$  then
6:      $Pro(t) \leftarrow E_G(t) - E_L(t) \cdot \eta_{inv}$ 
7:   else
8:      $Pro(t) \leftarrow E_L(t)/\eta_{inv} - E_G(t)$ 
9:   end if
10:   $DB_1(t) \leftarrow SOC_{max} - SOC(t - 1)$ 
11:   $DB_2(t) \leftarrow SOC(t - 1) - SOC_{min}$ 
12:  if  $E_G(t) > E_L(t)$  then
13:    if  $SOC(t - 1) < SOC_{max}$  then
14:      if  $Pro(t) < DB_1(t)$  then
15:         $SOC(t) \leftarrow SOC(t - 1) * (1 - \sigma) + Pro(t)$ 
16:      else
17:         $SOC(t) \leftarrow SOC_{max}$ 
18:      end if
19:    else
20:       $SOC(t) \leftarrow SOC_{max}$ 
21:    end if
22:  else
23:    if  $SOC(t - 1) > SOC_{min}$  then
24:      if  $DB_2(t) > Pro(t)$  then
25:         $SOC(t) \leftarrow SOC(t - 1) * (1 - \sigma) - Pro(t)$ 
26:      else
27:         $SOC(t) \leftarrow SOC_{min}$ 
28:      end if
29:    else
30:       $SOC(t) \leftarrow SOC_{min}$ 
31:    end if
32:  end if
33:  if  $E_G(t) > E_L(t)$  then
34:    if  $Pro(t) > DB_1$  then
35:       $E_{dammany}(t) = Pro(t) - DB_1(t)$ 
36:    else
37:       $E_{dammany}(t) = 0$ 
38:    end if
39:  else
40:     $E_{dammany}(t) = 0$ 
41:  end if

```

```
for  $t = 1$  to  $t = 8760$  do
  if  $E_G(t) < E_L(t)$  then
    if  $DB_2(t) < Pro(t)$  then
       $E_{not-splid}(t) = Pro(t) - DB_2(t)$ 
    else
       $E_{not-splid}(t) = 0$ 
    end if
  else
     $E_{not-splid}(t) = 0$ 
  end if
end for=0
```

Chapitre 3

Approches d'optimisation

Introduction

Dans le présent chapitre, nous allons présenter les approches d'optimisation considérées pour la résolution de notre problème. Il est clair que la solution d'un problème d'optimisation nécessite le choix et l'utilisation correcte de l'algorithme d'optimisation. Le choix d'un algorithme dépend en grande partie des caractéristiques du problème à résoudre. Nous faisons face à un problème d'optimisation non linéaire sous contraintes complexes (mixed integer non linear problem) de taille importante. Plusieurs approches ont été implémentées dans le but d'aboutir aux meilleurs résultats, nous allons présenter en détails chacune de ces méthodes.

3.1 Approche de résolution exacte

Afin de résoudre notre problème nous avons débuté avec une approche de recherche de solution exacte sous solveur d'optimisation. Il existe plusieurs solveurs d'optimisation tel que Cplex, Gurobi, Maple, etc. Nous nous intéressons particulièrement à Lingo ; un outil conçu pour rendre la construction et la résolution de nombreux modèles complexes d'optimisation y compris les problèmes non linéaires (convexes et non convexes/globales), quadratiques ou autres, plus rapides, plus faciles et plus efficaces. LINGO fournit un ensemble complètement intégré qui comprend un langage puissant pour exprimer les modèles d'optimisation, un environnement complet pour la construction et l'édition de problèmes, et un ensemble de solveurs rapides intégrés. La version 18.0 de LINGO, récemment introduite, comprend un certain nombre d'améliorations et de nouvelles fonctionnalités importantes.

Notre choix s'est porté sur ce solveur car il est caractérisé par une robustesse remarquable pour la résolution des problèmes complexes non linéaires en entier mixte (mixed integer). Le code implémenté sous Lingo est présent en Annexe A (figures A.1 & A.2).

Cependant, la résolution sous Lingo n'a pas porté de résultats ; après plus de 12 heures de calculs, le problème s'est avéré être compliqué à la résolution. En effet, le solveur n'arrive pas à trouver une solution faisable parmi l'ensemble de solutions possibles. De ce fait, nous déduisons que l'utilisation d'un solveur ou des méthodes exactes serait peu concluante en raison de la complexité du modèle. Ceci nous conduit vers des méthodes approchées telles que les

heuristiques ou encore les métaheuristiques, capables de fournir des résultats satisfaisants aux problématique d'optimisation complexes dans des temps de calcul raisonnables.

Dans les prochaines sections, nous allons expliquer en détails les métaheuristiques implémentées pour la résolution de notre problème ; à savoir les algorithmes génétiques, l'optimisation par essaim particulaire ainsi qu'une récente métaheuristique hybride dite Moth-flame water cycle hybrid optimization algorithm. Nous nous abstenons à présenter pattern search, une heuristique implémentée au tout début de l'étude, mais dont les résultats restent moins satisfaisants que ceux issus des méthodes présentées.

3.2 L'optimisation par essaim particulaire PSO

L'optimisation par essaim particulaire, ou Particle Swarm Optimization (PSO) en anglais, est un algorithme évolutionnaire qui utilise une population de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Cet algorithme a été proposé par Russell Eberhart et James Kennedy en 1995. Il s'inspire à l'origine du monde du vivant, plus précisément du comportement social des animaux évoluant en essaim, tels que les bancs de poissons et les vols groupés d'oiseaux. En effet, on peut observer chez ces animaux des dynamiques de déplacement relativement complexes, alors qu'individuellement chaque individu a une « intelligence » limitée, et ne dispose que d'une connaissance locale de sa situation dans l'essaim. L'information locale et la mémoire de chaque individu sont utilisées pour décider de son déplacement. [El Dor, 2012]

L'essaim de particules correspond à une population d'agents simples, appelés particules. Chaque particule est considérée comme une solution du problème, où elle possède une position (le vecteur solution) et une vitesse. De plus, chaque particule possède une mémoire lui permettant de se souvenir de sa meilleure performance (en position et en valeur) et de la meilleure performance atteinte par les particules « voisines » (informatrices) : chaque particule dispose en effet d'un groupe d'informatrices, historiquement appelé son voisinage. Un essaim de particules, qui sont des solutions potentielles au problème d'optimisation, « survole » l'espace de recherche, à la recherche de l'optimum global. Le déplacement d'une particule est influencé par les trois composantes suivantes :

- Une composante d'inertie : la particule tend à suivre sa direction courante de déplacement ;
- Une composante cognitive : la particule tend à se diriger vers le meilleur site par lequel elle est déjà passée ;
- Une composante sociale : la particule tend à se fier à l'expérience de ses congénères et, ainsi, à se diriger vers le meilleur site déjà atteint par ses voisins.

3.2.1 Formalisation

Dans un espace de recherche de dimension D , la particule i de l'essaim est modélisée par son vecteur position $\vec{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ et par son vecteur vitesse $\vec{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$. La qualité de sa position est déterminée par la valeur de la fonction objectif en ce point. Cette

particule garde en mémoire la meilleure position par laquelle elle est déjà passée, que l'on note $\vec{P}best_i = (pbest_{i1}, pbest_{i2}, \dots, pbest_{iD})$. La meilleure position atteinte par les particules de l'essaim est notée $\vec{G}best = (gbest_1, gbest_2, \dots, gbest_D)$. Nous nous référons à la version globale de PSO, où toutes les particules de l'essaim sont considérées comme voisines de la particule i , d'où la notation $\vec{G}best(globalbest)$.

Au départ de l'algorithme, les particules de l'essaim sont initialisées de manière aléatoire/régulière dans l'espace de recherche du problème. Ensuite, à chaque itération, chaque particule se déplace, en combinant linéairement les trois composantes citées ci-dessus. En effet, à l'itération $t + 1$, le vecteur vitesse et le vecteur position sont calculés à partir de l'équation 3.1 de l'équation 3.2, respectivement.

$$v_{i,j}^{t+1} = \omega v_{i,i}^t + c_1 r_{1,i,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t] + c_2 r_{2,i,j}^t [gbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t], j \in \{1, 2, \dots, D\} \quad (3.1)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1}, j \in \{1, 2, \dots, D\} \quad (3.2)$$

où ω est une constante, appelée coefficient d'inertie; c_1 et c_2 sont deux constantes, appelées coefficients d'accélération; r_1 et r_2 sont deux nombres aléatoires tirés uniformément dans $[0, 1]$, à chaque itération t et pour chaque dimension j .

Les trois composantes mentionnées ci-dessus (i.e. d'inertie, cognitive et sociale) sont représentées dans l'équation 3.1 par les termes suivants :

- $\omega v_{i,j}^t$ correspond à la composante d'inertie du déplacement, où le paramètre ω contrôle l'influence de la direction de déplacement sur le déplacement futur ;
- $c_1 r_{1,i,j}^t [pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t]$ correspond à la composante cognitive du déplacement, où le paramètre c_1 contrôle le comportement cognitif de la particule ;
- $c_2 r_{2,i,j}^t [gbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t]$ correspond à la composante sociale du déplacement, où le paramètre c_2 contrôle l'aptitude sociale de la particule.

Une fois le déplacement des particules effectué, les nouvelles positions sont évaluées et les deux vecteurs $\vec{P}best_i$ et $\vec{G}best$ sont mis à jour, à l'itération $t + 1$, suivant les deux équations (3.3 et 3.4). Cette procédure est présentée dans l'Algorithme 3, où N est le nombre de particules de l'essaim [El Dor, 2012].

$$\vec{P}best_i(t+1) = \begin{cases} \vec{P}best_i(t), & \text{si } f(\vec{x}_i(t+1)) \geq \vec{P}best_i(t) \\ \vec{x}_i(t+1), & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.3)$$

$$\vec{G}best(t+1) = \arg \min_{\vec{P}best_i} f(\vec{P}best_i(t+1)), 1 \leq i \leq N \quad (3.4)$$

```

LB=[1 1 1];
UB=[100 100 10^8];
% pso parameters values
m=3; % number of variables
n=1000; % population size
wmax=0.99; % inertia weight
wmin=0.49; % inertia weight
c1=2.01; % acceleration factor
c2=2.01; % acceleration factor
% pso main program
maxite=1000; % max iteration
maxrun=300; % max run

```

FIGURE 3.1 – Paramètres utilisés lors de l'implémentation de PSO

Algorithm 2 Algorithme d'optimisation par essaim particulaire [El Dor, 2012]

1. **Initialiser** aléatoirement N particules : position et vitesse.
 2. **Évaluer** les positions des particules
 3. **Pour** chaque particule i , $\vec{P}best_i = \vec{x}_i$
 4. **Calculer** $\vec{G}best$ selon 3.4
 5. **tant que** le critère d'arrêt n'est pas satisfait **faire**
 - 5.1. **Déplacer** les particules selon 3.1 et 3.2
 - 5.2. **Évaluer** les positions des particules
 - 5.3. **Mettre à jour** $\vec{P}best_i$ et $\vec{G}best$ selon 3.3 et 3.4
 6. **fin**
-

3.2.2 Implémentations de PSO

Après avoir consulté la littérature, nous avons remarqué que bon nombre de travaux de recherche ont utilisé la méthode PSO et ont abouti à des résultats. Nous avons donc implémenté la méthode de PSO sur MATLAB en considérant notre essaim à 3 dimensions (surface du champ photovoltaïque, nombre de turbines et capacité de la batterie). Cependant, cette méthode n'a pas pu apporter de solutions. En effet, l'essaim de particules tombe dans des minimums locaux sans pouvoir satisfaire les contraintes de notre modèle. Nous avons notamment agi sur le paramétrage de la méthode en tentant nombreuses approches d'amélioration des paramètres $\{w, c1, c2\}$ sans succès (figure 3.1).

Ce problème s'avère effectivement fréquent selon la littérature. Parmi les défauts de cette méthode, on retrouve sa convergence prématurément qui l'induit dans certains cas à se retrouver piégée dans un minimum local, surtout dans le cas des problèmes complexes. [Abdmouleh et al., 2017].

3.3 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques (AGs) sont des algorithmes d'exploration fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Ils utilisent à la fois les principes de la survie des structures les mieux adaptées, et les échanges d'informations aléatoires, parfois guidés, pour former un algorithme d'exploration qui possède certaines des caractéristiques de l'exploration humaine. Ils ont été développés par John Holland à l'université du Michigan.

Un AG modélise le processus d'évolution collectif d'une population d'individus pour s'adapter à un environnement. Chaque individu va représenter non seulement un point de l'espace des solutions du problème, mais aussi contenir la connaissance actuelle de l'individu par rapport à l'environnement. La recherche sur les AGs a pour principaux soucis l'amélioration de la robustesse et l'équilibre entre la performance et le coût nécessaire à la survie dans des environnements nombreux et différents.

L'optimisation consiste à rechercher la meilleure solution d'un problème au sens d'un ou de plusieurs critères choisis en respectant les caractéristiques du système et les contraintes qui lui sont imposées. Les AGs utilisés pour résoudre les problèmes d'optimisation nécessitent le codage de l'ensemble des paramètres d'origine du problème à optimiser en une chaîne de caractères d'alphabet, de longueur finie. Ils n'utilisent que les valeurs de la fonction étudiée et pas celles de sa dérivée ou de toute autre fonction. Enfin, ils utilisent des règles de transition probabilistes et non déterministes.[Saad et al., 2009]

3.3.1 Concepts de base

Les AGs constituent une classe de stratégies de recherche réalisant un compromis entre l'exploration et l'exploitation. Ils représentent des méthodes qui utilisent un choix aléatoire comme outil pour guider une exploration intelligente dans l'espace des paramètres codés. Ce sont des algorithmes itératifs de recherche globale dont l'objectif est d'optimiser une fonction prédéfinie appelée fonction coût ou fonction fitness.

Les algorithmes génétiques emploient un vocabulaire emprunté à la génétique naturelle. Ils travaillent sur un ensemble d'individus appelé population. Un individu a deux représentations appelées phénotype et génotype. Le phénotype représente une solution potentielle du problème à optimiser en utilisant la formulation originale du problème. Le génotype donne une représentation codée d'une solution potentielle sous la forme d'un chromosome. Un chromosome est formé de gènes disposés en une succession linéaire et chaque gène peut prendre plusieurs valeurs appelées allèles.

Chaque individu a une fonction objectif f (fonction « fitness ») qui mesure l'adaptation de l'individu à son environnement local. Dans la nature, Parmi les individus d'une population, celui qui est le mieux adapté à l'environnement local a le plus de chance de survivre et d'avoir un plus grand nombre de descendants : c'est la règle de la « survie du plus fort ». Ainsi, la fonction objectif f du problème d'optimisation joue le rôle d'un critère d'adaptation. Un des points les plus importants des algorithmes génétiques est la flexibilité dans la fonction objectif.[Saad et al., 2009]

3.3.2 Les opérateurs

Un algorithme génétique simple utilise les trois opérateurs suivants : la sélection, le croisement et la mutation.

L'opérateur de sélection

La sélection est un processus dans lequel des individus d'une population sont choisis selon les valeurs de leur fonction coût ou « fitness » pour former une nouvelle population. Les individus évoluent par des itérations successives de la sélection, appelées générations. Chaque individu est sélectionné proportionnellement à sa fonction « fitness », donc, un individu avec une fonction « fitness » plus élevée aura plus de chance d'être sélectionné qu'un autre avec une valeur de « fitness » inférieure. Cette fonction peut être envisagée comme une mesure de profit ou de qualité qu'on souhaite maximiser.

Les deux principes de sélection suivants sont les plus couramment utilisés :

- Roulette wheel selection : elle consiste à associer à chaque individu un segment dont la longueur est proportionnelle à sa fitness. Ces segments sont ensuite concaténés sur un axe que l'on normalise entre 0 et 1. On tire alors un nombre aléatoire de distribution uniforme entre 0 et 1, puis on "regarde" quel est le segment sélectionné. Avec ce système, les grands segments, c'est-à-dire les bons individus, seront plus souvent choisis que les petits. Lorsque la dimension de la population est réduite, il est difficile d'obtenir en pratique l'espérance mathématique de sélection en raison du peu de tirages effectués. Un biais de sélection plus ou moins fort existe suivant la dimension de la population.
- Stochastic remainder without replacement selection : cette méthode évite le genre de problème cité précédemment, elle se décrit comme suit :
 - Pour chaque élément i , on calcule le rapport r_i de sa fitness sur la moyenne des fitness ;
 - Soit $e(r_i)$ la partie entière de r_i , chaque élément est reproduit exactement $e(r_i)$ fois ;
 - La roulette wheel selection précédemment décrite est appliquée sur les individus affectés des fitness $r_i - e(r_i)$.

Lorsque des populations de faibles tailles sont utilisées, ce principe de sélection s'avère généralement efficace.

L'opérateur de croisement

Le croisement est un opérateur de recombinaison qui a pour but d'enrichir la diversité de la population en manipulant la structure des chromosomes. Les individus d'une population sont couplés au hasard par paires représentant les parents. Chaque paire d'individus subit le croisement décrit comme suit : le croisement opère sur les génotypes (c.-à-d. les chromosomes) de deux individus appelés parents ; Il produit de nouveaux individus (généralement deux) appelés enfants dont les gènes sont hérités de l'un ou/et de l'autre parent. Ceci peut être fait

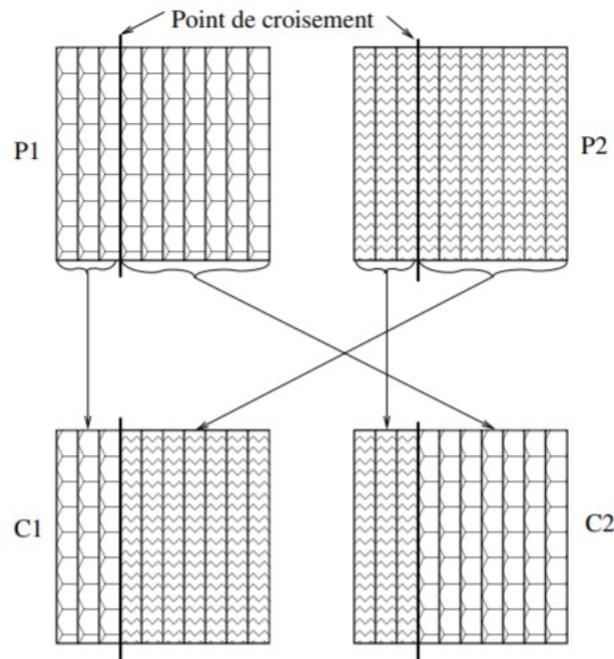


FIGURE 3.2 – Croisement à 1 point [Durand, 2004]

en dédoublant chacun des deux chromosomes dans des fragments et en les recombinaut pour former de nouveaux chromosomes [Durand, 2004].

Initialement, le croisement associé au codage par chaînes de bits est le croisement à découpage de chromosomes (slicing crossover). Pour effectuer ce type de croisement sur des chromosomes constitués de M gènes, on tire aléatoirement une position dans chacun des parents. On échange ensuite les deux sous-chaînes terminales de chacun des deux chromosomes, ce qui produit deux enfants C_1 et C_2 (voir figure 3.2). On peut étendre ce principe en découpant le chromosome non pas en 2 sous-chaînes mais en 3, 4, etc. Ce type de croisement à découpage de chromosomes est très efficace pour les problèmes discrets.

Pour les problèmes continus, un croisement “barycentrique” est souvent utilisé : deux gènes $P_1(i)$ et $P_2(i)$ sont sélectionnés dans chacun des parents à la même position i . Ils définissent deux nouveaux gènes $C_1(i)$ $C_2(i)$ par combinaison linéaire :

$$\begin{cases} C_1(i) = \alpha P_1(i) + (1 - \alpha) P_2(i) \\ C_2(i) = (1 - \alpha) P_1(i) + \alpha P_2(i) \end{cases}$$

Où α est un coefficient de pondération aléatoire adapté au domaine d’extension des gènes. On peut imaginer et tester des opérateurs de croisement plus ou moins complexes sur un problème donné mais l’efficacité de ces derniers est souvent liée intrinsèquement au problème en question.

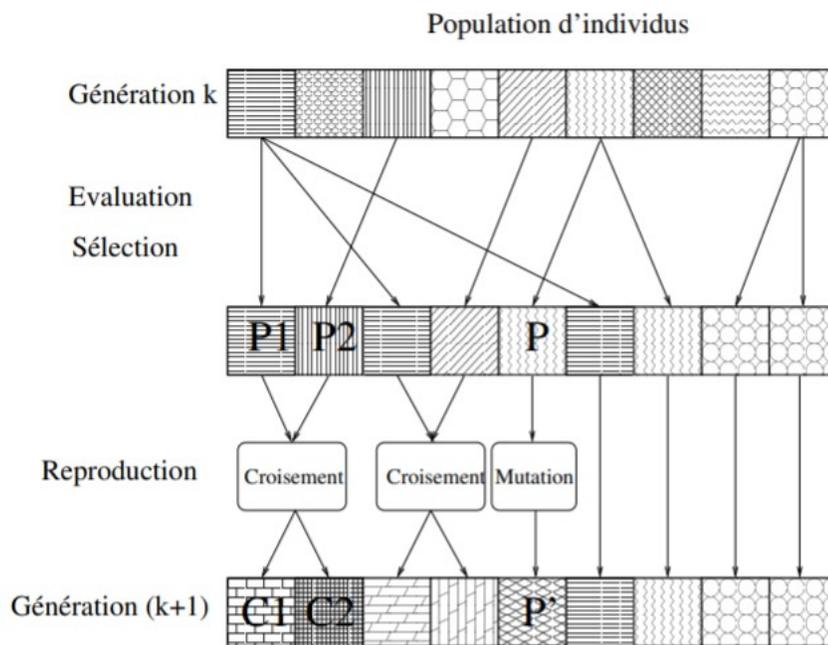


FIGURE 3.3 – Principe général d'un algorithme génétique [Durand, 2004]

L'opérateur de mutation

La mutation opère sur le génotype d'un seul individu. Elle correspond, dans la nature, à une « erreur » qui se produit quand le chromosome est copié et reproduit. L'opérateur de mutation apporte aux algorithmes génétiques la propriété d'ergodicité de parcours d'espace. Cette propriété indique que l'algorithme génétique sera susceptible d'atteindre tous les points de l'espace d'état, sans pour autant les parcourir tous dans le processus de résolution. Pour les problèmes discrets, l'opérateur de mutation consiste généralement à tirer aléatoirement un gène dans le chromosome et à le remplacer par une valeur aléatoire dans le voisinage de la valeur initiale.

Dans les problèmes continus, on procède d'une manière semblable en tirant aléatoirement un gène dans le chromosome, auquel on ajoute un bruit généralement gaussien. [Saad et al., 2009]

Le principe général d'un algorithme génétique simple est représenté par la figure 3.3.

3.3.3 Implémentation de GA

Nous avons commencé par implémenter la méthode des Algorithmes génétiques sur l'optimiser de MATLAB, section GA (disponible dans le toolbox de matlab). Puis, nous avons travaillé sur le paramétrage de notre modèle ainsi que de ses contraintes. La tolérance a été également fixée de l'ordre de 10^{-5} pour de meilleurs résultats.

Cette méthode a apporté des résultats intéressants pour notre cas d'application ; ces résultats seront présentés et discutés dans le prochain chapitre.

3.4 La méthode hybride : Water Cycle and Moth-Flame Optimization algorithm

Comme illustré précédemment, de nombreux algorithmes méta heuristiques sont proposés pour résoudre les problèmes complexes d'aujourd'hui. Bien qu'ils peuvent obtenir une solution prometteuse aux problèmes d'optimisation, ils sont souvent piégés dans les optimum locaux lorsque le problème est complexe et comporte plusieurs optima locaux (notamment en raison de la non linéarité). Le développement d'algorithmes métaheuristiques hybrides peut améliorer considérablement ce problème. Les algorithmes hybrides métaheuristiques sont souvent robustes et efficaces par rapport aux versions de base des algorithmes qui sont hybridées. On en cite parmi les plus populaires : recherche basée sur la trajectoire culturelle, algorithme Big BangBig Crunch (BB-BC), algorithme hybride de recherche d'harmonie et de coucou (HS/CS), etc.

Nous nous intéressons dans cette section à l'algorithme hybride appelé Water Cycle and Moth-Flame Optimization algorithms (WCMFO). Ce dernier est une association de deux algorithmes : L'algorithme du cycle de l'eau (WCA) et Moth-Flame Algorithme d'optimisation (MFO).

L'algorithme du cycle de l'eau (WCA) est une métaheuristique dont le modèle est inspiré du cycle de l'eau dans la nature. Cet algorithme s'avère être efficace dans l'exploration, cependant il souffre de manque d'exploitation. A l'inverse, la Moth-Flame Algorithme d'optimisation (MFO), dont le principe de base est d'imiter le déplacement des papillon de nuit exploite très bien l'espace de la solution, mais se retrouve parfois piégé dans des optima locaux.

L'hybridation de ces deux méthodes permet de pallier aux points faibles de chacune. Par conséquent, le mouvement en spirale du MFO est introduit dans l'algorithme WCA afin d'accroître sa capacité en exploitation de l'espace des solutions. De plus, les flux dans la WCA sont autorisés à mettre à jour leur position en utilisant la marche aléatoire (Levy vol) pour augmenter la randomisation dans la méthode de WCA. La combinaison de tous les avantages de la WCA et de la MFO et l'ajout du le vol par prélèvement, donne lieu à un nouvel algorithme hybride qui peut être très robuste et efficace pour résoudre les problèmes d'optimisation complexes [Khalilpourazari and Khalilpourazary, 2019]. Les deux méthodes ainsi que leur hybridation sont détaillées dans la suite.

3.4.1 Water cycles Algorithm

L'algorithme du cycle de l'eau (WCA) est proposé pour la première fois par [Eskandar et al., 2012]. Cette méthode utilise comme la majorité des métaheuristiques, un tableau appelé *stream* pour montrer les variables de décision d'un problème d'optimisation comme suit :

$$Raindrop = [x_1, x_2, \dots, x_n] \quad (3.5)$$

où x_1, x_2, \dots, x_n sont les variables de décision du problème et n est le nombre de variables de décision. Le WCA est un algorithme basé sur la population; par conséquent, soit un ensemble de flux définie comme suit :

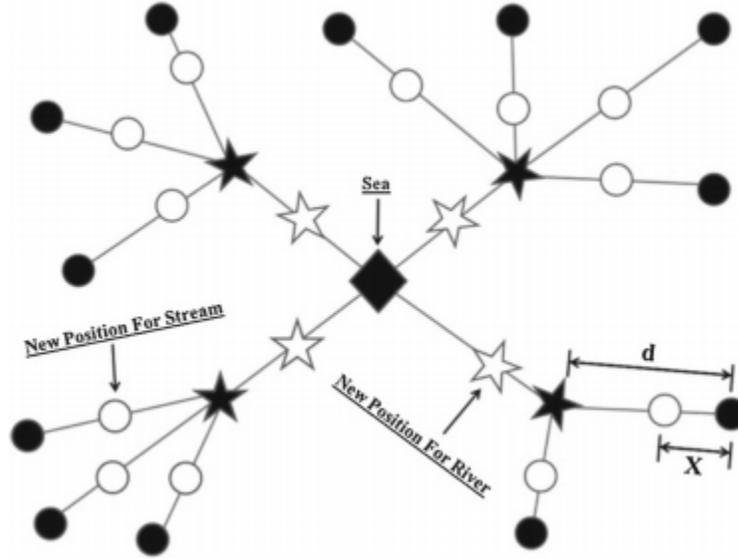


FIGURE 3.4 – Schéma de l'algorithme WCA [Eskandar et al., 2012]

$$Raindrop = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & \dots & x_N \\ x_1 & x_2 & \dots & \dots & x_N \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ x_1 & x_2 & \dots & \dots & x_N \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

où le nombre de lignes est égal au nombre de flux dans la population initiale, qui est un paramètre d'entrée de l'algorithme.

Dans la deuxième étape, l'algorithme calcule la valeur de la fonction objectif de chaque flux dans la population initiale; puis trie les flux par rapport à la valeur obtenue par la fonction objectif du meilleur au pire et fixe le meilleur (1er dans la population triée) comme la mer. Le deuxième au Nsr - 1e ruisseaux sont considérés comme des rivières. Les autres (Npop - Nsr) sont considérés comme des flux. Afin d'imiter l'écoulement des ruisseaux et des rivières vers la mer en nature, WCA utilise l'équation suivante pour mettre à jour la position des ruisseaux vers les rivières [Sadollah et al., 2015] :

$$x_{stream}^{i+1} = x_{stream}^{i+1} + R \times C \times (x_{river}^i - x_{stream}^i) \quad (3.7)$$

où R est un nombre aléatoire entre 0 et 1 généré à l'aide de répartition uniforme, et C un nombre continu entre 1 et 2. Lorsque chaque flux met à jour sa position vers la rivière correspondante, on calcule la nouvelle valeur retournée par la fonction objectif. Si la fonction objective du cours d'eau dans sa nouvelle position est meilleure que sa rivière correspondante, l'WCA modifie la position du cours d'eau et de la rivière. La figure 3.4 illustre l'architecture de l'algorithme WCA.

Il est important de noter que le WCA utilise la même procédure pour mettre à jour la position des fleuves vers la mer. Il convient également de mentionner que le WCA attribue des cours d'eau aux fleuves et à la mer en fonction de l'intensité du flux qui est déterminée en utilisant la formule ci-dessous :

$$NS_n = \left\lfloor \frac{Cost_n}{\sum_{i=1}^{N_{sr}} Cost_i} \times N_{raindrops} \right\rfloor \quad n = 1, 2, \dots, N_{sr}. \quad (3.8)$$

Conditions d'évaporation

L'une des caractéristiques les plus importantes des algorithmes métaheuristiques est la randomisation. En WCA, afin d'éviter de se retrouver piégée dans les optima locaux et pour augmenter la randomisation, les conditions d'évaporation et de pluie sont prises en compte. L'évaporation et la pluie se produit lorsque la distance entre un fleuve et la mer est inférieure à d_{max} ; cette procédure se produit également lorsque la distance entre tout cours d'eau et la mer est inférieure à d_{max} . [Sadollah et al., 2015]

Afin de se concentrer davantage sur l'exploration, un grand nombre pour d_{max} devrait être considéré, tandis que, pour l'exploitation, une petite valeur pour d_{max} est préférable. Par conséquent, puisque dans les premières itérations la valeur de la d_{max} devrait être grande pour se concentrer davantage sur l'exploration et, dans les dernières itérations cette valeur doit être petite pour exploiter la l'espace de solution, la valeur de la d_{max} est considérée comme changeante au fil des itérations [Khalilpourazari and Khalilpourazary, 2019]. À cette fin, l'équation suivante est utilisée pour diminuer la valeur de la d_{max} de manière linéaire au cours de itérations :

$$d_{max}^{i+1} = d_{max}^i - \frac{d_{max}^i}{MaxIt} \quad (3.9)$$

MaxIt indique le maximum d'itérations.

Le processus de pluie se produit également lorsque la distance entre une rivière ou le cours d'eau et la mer est inférieure à d_{max}^i pour créer de nouveaux cours d'eau comme des ruisseaux qui se jettent dans les rivières et la mer. [Eskandar et al., 2012]

3.4.2 Moth-flame optimization

Un nouveau paradigme d'optimisation inspiré de la nature est proposé par [Mirjalili, 2015], appelé Moth-Flame optimization algorithm (MFO). L'inspiration principale de cet algorithme est la méthode de navigation de papillons de nuit dans la nature appelée orientation transversale. Les papillons de nuit sont des insectes de fantaisie, qui ressemblent beaucoup à la famille des papillons. Le plus intéressant à propos de cette espèce est leur méthode de navigation nocturne spéciale. Cette dernière leur permet de voler la nuit en utilisant la lumière de la lune ; à travers un mécanisme appelé l'orientation pour la navigation. Dans cette méthode, un papillon de nuit vole en maintenant un angle fixe par rapport à la lune, un mécanisme très efficace pour parcourir de longues distances en ligne droite [Gaston et al., 2013].

La figure 3.5 montre un modèle conceptuel d'orientation transversale. Puisque la lune est

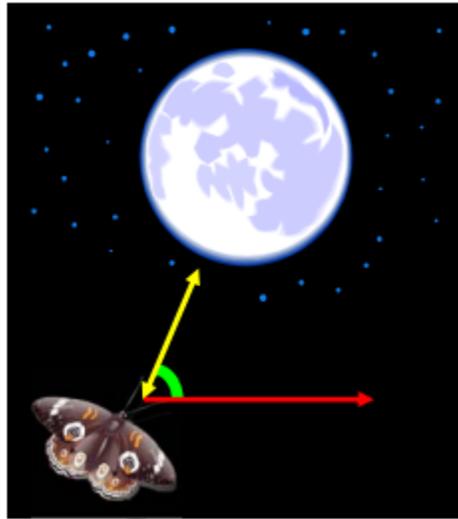


FIGURE 3.5 – Orientation transversale

loin, ce mécanisme garantit un vol en ligne droite. La même méthode de navigation peut être employée par les humains. Supposons que la lune se trouve dans la partie sud du ciel et qu'un humain veuille aller à l'est ; garder la lune de son côté gauche en marchant lui permettra de se diriger vers l'est sur une ligne droite.

Malgré l'efficacité de l'orientation transversale, on observe généralement que les papillons de nuit volent en spirale autour des lumières artificielles. En effet, ils sont trompés par les lumières artificielles et affichent de tels comportements victimes de leur propre instinct. Cette faille représente l'inefficacité de l'orientation transversale, car de base, l'orientation transversale est conçue pour se déplacer en ligne droite lorsque la source lumineuse est très éloignée. Quand les papillons de nuit voient une lumière artificielle fabriquée par l'homme, ils essayent de maintenir un angle similaire avec la lumière pour voler en ligne droite. Comme une telle lumière est extrêmement proche par rapport aux papillons, et en plus du maintien d'un angle similaire à la source lumineuse, le résultat sera une spirale inutile souvent mortelle pour les papillons [Frank et al., 2006]. Un modèle conceptuel de ce comportement est illustré dans la figure 3.6.

Modélisation mathématique

Dans l'algorithme MFO proposé, les solutions candidates sont les papillons de nuit et les variables du problème sont la position des papillons de nuit dans l'espace de recherche. Par conséquent, les papillons peuvent voler en 1-D, 2-D, 3-D, ou espace hyperdimensionnel avec changement de leurs vecteurs de position. Le MFO est un algorithme basé sur la population ; nous représentons l'ensemble des papillons de nuit dans une matrice comme suit :

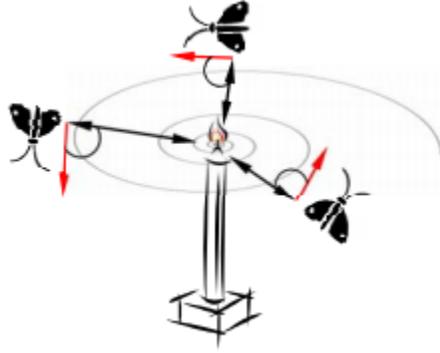


FIGURE 3.6 – Trajectoire de vol en spirale autour de sources lumineuses proches

$$M = \begin{bmatrix} m_{1,1} & m_{1,2} & \dots & \dots & m_{1,d} \\ m_{2,1} & m_{2,2} & \dots & \dots & m_{2,d} \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ m_{n,1} & m_{n,2} & \dots & \dots & m_{n,d} \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Où n est le nombre de papillons de nuit et d le nombre de variables (dimension).

Pour tous les papillons, nous supposons également qu'il existe un tableau pour stocker la valeur retournée de chacune d'elles par la fonction objectif :

$$OM = \begin{bmatrix} OM_1 \\ OM_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ OM_n \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

où n est le nombre de papillons de nuit.

Les flammes sont un autre élément clé de l'algorithme proposé. Nous considérons une matrice similaire à la matrice des papillons comme suit :

$$F = \begin{bmatrix} F_{1,1} & F_{1,2} & \dots & \dots & F_{1,d} \\ F_{2,1} & F_{2,2} & \dots & \dots & F_{2,d} \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \dots & \cdot \\ F_{n,1} & F_{n,2} & \dots & \dots & F_{n,d} \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

On peut voir dans l'équation 3.12 que les dimensions des matrices M et F sont égales. Pour les flammes, nous supposons également qu'il existe un vecteur pour stocker les valeurs retournées par la fonction objectif comme suit :

$$OF = \begin{bmatrix} OF_1 \\ OF_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ OF_n \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

où n est le nombre de papillons.

Il convient de noter ici que les papillons et les flammes sont toutes les deux des solutions. La différence entre elles est la façon dont nous les traitons et les mettons à jour à chaque itération. Les papillons sont de véritables agents de recherche qui se déplacent dans l'espace de recherche, tandis que les flammes sont la meilleure position des papillons de nuit qui a été obtenue jusqu'à présent.

En d'autres termes, les flammes peuvent être considérées comme des drapeaux ou des épingles qui sont lâchés par les papillons lors de la recherche dans l'espace de recherche. Par conséquent, chaque papillon de nuit recherche autour d'un drapeau (flamme) et le met à jour dans le cas où il trouve une meilleure solution. Avec ce mécanisme, un papillon de nuit ne perd jamais sa meilleure solution.

L'algorithme MFO se positionne comme étant un triplet qui se rapproche de l'optimum global de l'optimisation. Il est définie comme suit :

$$MFO = (I, P, T) \quad (3.14)$$

I est une fonction qui génère une population aléatoire de papillons de nuit et les valeurs retournées par la fonction objectif. Le modèle méthodique de cette fonction est le suivant :

$$I : \emptyset \rightarrow \{M, OM\} \quad (3.15)$$

La fonction P , qui est la fonction principale qui déplace les papillons autour de l'espace de recherche. Cette fonction reçoit la matrice M et retourne éventuellement sa matrice mise à jour.

$$P : M \rightarrow M \quad (3.16)$$

La fonction T renvoie vrai si le critère de terminaison est satisfait et faux sinon.

$$T : \emptyset \rightarrow \{vrai, faux\} \quad (3.17)$$

La fonction I doit générer des solutions initiales et calculer les valeurs des fonctions objectif. L'algorithme ci-dessous modélise l'initialisation :

Algorithm 3 Algorithme d'initialisation [Mirjalili, 2015]

1. $M = I()$
2. while $T(M)$ est égale à faux
3. $M = P(M)$;
4. end
5. Pour $i = 1 : n$
6. Pour $j = 1 : d$
7. $M(i, j) = (ub(i) - lb(i)) * rand() + lb(i)$
8. fin pour
9. fin pour
10. $OM = FitnessFunction(M)$;

Où ub et lb sont des matrices qui définissent la partie supérieure et limites inférieures des variables.

Après l'initialisation, la fonction P est exécutée de manière itérative jusqu'à ce que la fonction T renvoie vrai. La fonction P est la fonction principale qui déplace les papillons dans l'espace de recherche. Comme mentionné auparavant, l'inspiration de cet algorithme se trouve dans l'orientation transversale. Afin de modéliser mathématiquement ce comportement, nous mettons à jour la position de chaque papillon par rapport à une flamme en utilisant l'équation suivante :

$$M_i = S(M_i, F_j) \quad (3.18)$$

Où M_i indique le i -ème papillon, F_j indique la j -ème flamme et S est la fonction spirale.

Une spirale logarithmique est considérée comme principal mécanisme de mise à jour des papillons. Cependant, tout type de spirale peut être utilisé sous réserve des conditions suivantes [Mirjalili, 2015] :

- Le point initial de la spirale doit partir du papillon ;
- Le point final de la spirale doit être la position de la flamme ;
- La fluctuation de la plage de spirale ne doit pas dépasser de l'espace de recherche.

Compte tenu de ces points, une spirale logarithmique pour l'algorithme MFO est définie comme suit :

$$S(M_i, F_j) = D_i \cdot e^{bt} \cdot \cos(2\pi t) + F_j \quad (3.19)$$

$$D_i = |F_j - M_i| \quad (3.20)$$

où D_i indique la distance du i -ème papillon pour la j -ème flamme, b est une constante pour définir la forme de la spirale logarithmique, et t est un nombre aléatoire dans $[-1, 1]$.

L'exploration a lieu lorsque la position suivante se trouve en dehors de l'espace entre le papillon de nuit et la flamme, comme on peut le voir dans les flèches marquées par 1, 3 et 4. L'exploitation se produit lorsque la position suivante se trouve dans l'espace entre la papillon et la flamme. Quelques constats peuvent être émis :

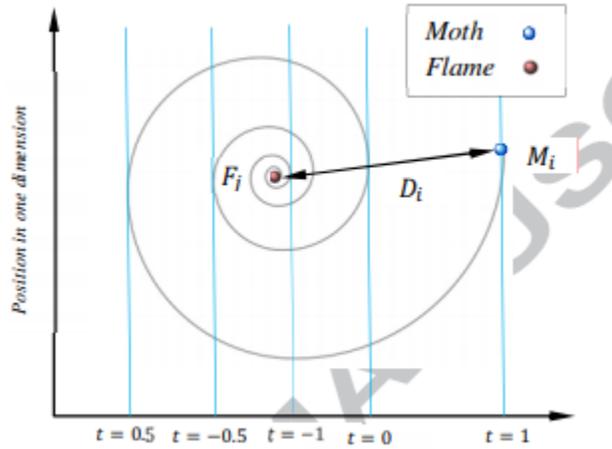


FIGURE 3.7 – Spirale logarithmique, espace autour d’une flamme et position par rapport à t . [Mirjalili, 2015]

- Un papillon de nuit peut converger vers n’importe quel point au voisinage de la flamme en changeant t ;
- Plus le t est faible, plus la distance à la flamme est proche ;
- La fréquence de mise à jour de la position des deux côtés de la flamme augmente au fur et à mesure que le papillon se rapproche de la flamme.

Afin d’éviter que les papillon tombent dans des minimum locaux, chaque papillon est obligé de mettre à jour sa position en utilisant seulement une flammes parmi toute celles de l’équation 3.13. A chaque itération et après avoir mis à jour la liste des flammes, ces dernières sont triées en fonction de leur valeur d’aptitude. Les papillons de nuit mettent ensuite à jour leurs positions par rapport à leurs flammes respectives. Le premier papillon de nuit met toujours à jour sa position par rapport aux meilleurs flammes, alors que le dernier papillon de nuit met à jour sa position par rapport à la pire flamme de la liste. Le modèle obéit aux exigences suivantes :

- Les papillons de nuit actualisent leurs positions en hypersphères autour des meilleures solutions obtenues jusqu’à présent ;
- La séquence des flammes est modifiée en fonction des meilleures solutions obtenues à chaque itération, et les papillons de nuit sont tenus d’actualiser leur position par rapport aux flammes actualisées.

3.4.3 L’hybridation WCMFO

Dans l’algorithme WCMFO proposé, le WCA est considéré comme l’algorithme de base. La première amélioration du WCA est l’utilisation du mouvement en spirale des papillons de nuit pour mettre à jour la position des ruisseaux et des rivières. La mise à jour du WCA de base ne tient compte que de l’espace entre le cours d’eau et une rivière lorsqu’il met à jour

la position de l'eau. En d'autres termes, la position suivante du flux se trouve dans l'espace entre le flux et sa rivière. Inversement, la procédure de mise à jour de l'algorithme MFO permet aux papillons de mettre à jour leur position n'importe où autour de leur flamme correspondante. Cela permet aux cours d'eau et aux rivières d'actualiser leur position en utilisant le mouvement en spirale des papillons de nuit, ce qui augmente considérablement la capacité d'exploitation de l'algorithme WCMFO.

La deuxième amélioration du WCA de base est le processus de pluie. Comme mentionné précédemment, la randomisation joue un rôle majeur dans les algorithmes métaheuristiques. Pour augmenter la randomisation dans l'algorithme WCMFO, deux processus sont pris en compte. Le premier est le processus de pluie comme dans le WCA de base ; i.e. lorsque la distance entre une rivière ou un cours d'eau et la mer est inférieure à d_{max} , le WCMFO effectue la pluie pour créer de nouvelles solutions. La deuxième consiste à laisser le flux qui s'écoulent de manière aléatoire dans l'espace de solution en utilisant une marche aléatoire (vol de prélèvement). Lors d'une itération de la WCA, si les cours d'eau actualisent leur position et ne peuvent pas trouver de meilleure solution, alors la position des rivières et de la mer ne serait changée qu'à la prochaine itération. Dans le WCMFO, pour augmenter la valeur aléatoire dans l'algorithme, les flux sont autorisés à mettre à jour leur position à l'aide du vol de prélèvement en utilisant l'équation suivante [Khalilpourazari and Khalilpourazary, 2019] :

$$x_{i+1} = x_i + Levy(dim) \times x_i \quad (3.21)$$

où x_{i+1} est la position suivante du flux, x_i est la position actuelle du flux et dim est la dimension du problème ou nombre de variables de décision. Le vol de la redevance est calculé à l'aide de la formule ci-dessous :

$$Levy(x) = \frac{0.01 \cdot \alpha \cdot r1}{|r2|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (3.22)$$

Où α est donné par [Xiao et al., 2005]

3.4.4 Implémentation de la méthode

Cette méthode a fait ses preuves dans la majeure partie des domaines où à elle a été implémentée (la résolution des problèmes de conception de poutre soudée, problème de conception du ressort de traction/compression problème de conception du train d'engrenages, dimensionnement de poutres pour des mégastructures, etc.). Sa puissance réside dans son hybridation qui résulte en une large exploration ainsi qu'une robuste exploitation.

Dans notre cas d'application, cette méthode s'avère être efficace à la résolution. L'implémentation cette métaheuristique hybride fut sur MATLAB via le modèle de [Khalilpourazari and Khalilpourazary, 2019]. Pour cette méthode, nous avons également travaillé sur l'amélioration des paramètres dans le but d'aboutir aux meilleurs résultats. les résultats de cet algorithme seront abordés et discutés lors du prochains chapitre.

3.5 Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons exposé les approches employées pour la résolution de notre modèle de dimensionnement. Les concepts, les caractéristiques et les formulations mathématiques de chacune de ces méthodes ont été présentés en détails. De plus, nous avons introduit la démarche d'implémentation de chacune des méthodes utilisées pour la résolution de notre cas d'application.

L'approche classique de résolution exacte fut la première à être implémentée. Cette dernière sans succès en raison de la complexité importante du problème nous a conduit vers des méthodes approchées dites métaheuristiques. Nous nous sommes alors intéressé à l'optimisation par essais particuliers PSO, les algorithmes génétiques ainsi qu'une nouvelle méthode hybride dites WCMFO. Ces deux dernières ont apporté des résultats très satisfaisants qui seront présentés et discutés dans le prochain chapitre.

Chapitre 4

Cas d'application : Une zone d'habitation sise Bou Ismaïl, Tipaza

Introduction

Dans le présent chapitre, nous allons présenter les résultats de l'implémentation de notre modèle de dimensionnement des systèmes hybrides sur le cas d'une habitation sise Bou Ismaïl, Tipaza. En premier, lieu un dimensionnement sur une année sera présenté ; puis nous présenterons le dimensionnement du système hybride sur 20 ans. Les indicateurs de performance du système seront mesurés, une attention particulière sera portée sur la rentabilité économique de celui-ci ainsi que sur le gain environnemental réalisé grâce au système hybride. Une comparaison sera également présentée entre les résultats apportés par les algorithmes génétiques et ceux de l'algorithme WCMFO.

4.1 Présentation du cas d'application

La région de Tipaza située aux coordonnées : longitude de : 2.3912362, latitude de : 36.6178786, altitude : 33 m, possède un potentiel très prometteur en terme d'énergies renouvelables. Son emplacement et ses caractéristiques géographiques lui garantissent un ensoleillement quasi constant tous au long de l'année. De plus, son rapprochement au niveau de la mer lui donne accès aux couloir venteux, garantissant un rendement intéressant pour l'utilisation des aérogénérateurs.

En utilisant les capteurs adéquats, les données sur les horaires de l'irradiation solaire sur le plan horizontal, la vitesse du vent ainsi que la température ambiante ont été générées sur une période d'analyse d'une année (année 2019). La figure 4.3 montre l'évolution de l'irradiation solaire globale sur le plan horizontal. L'évolution de vitesse du vent est illustrée dans la figure 4.2. Tandis que la figure 4.1 représente l'évolution de la température ambiante et ce durant l'année d'étude 2019.

Dans la prochaine section, une étude technico-économique sur le dimensionnement d'un système hybride destiné à alimenter un ménage pour une consommation moyenne de $10kWh/jour$ sera présentée.

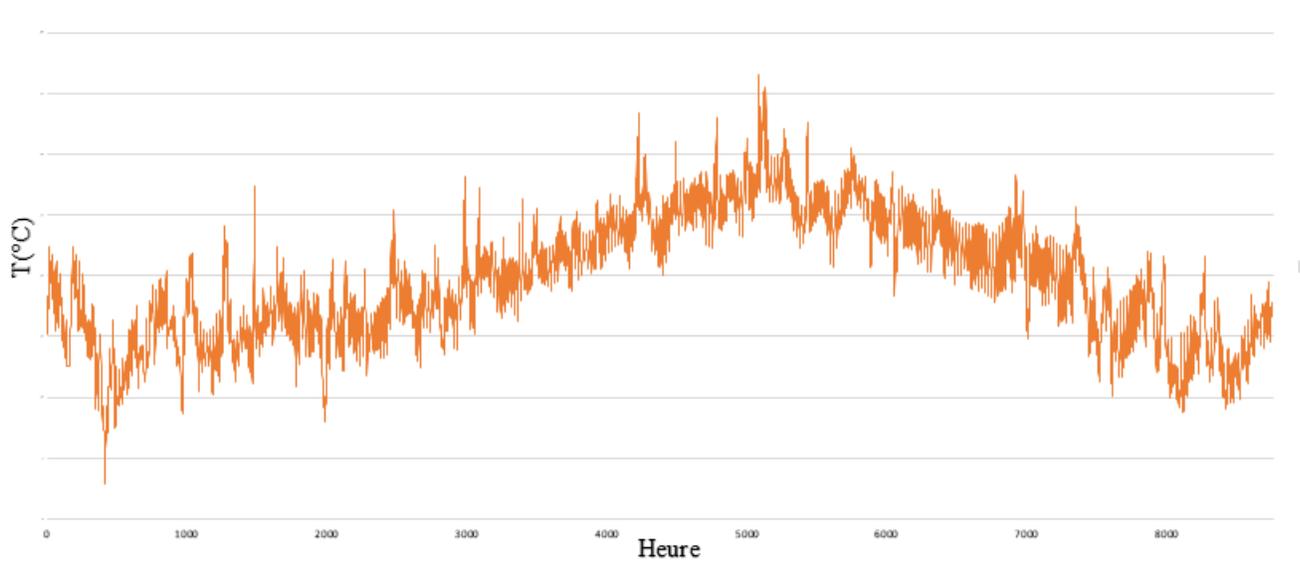


FIGURE 4.1 – Profil annuel d'évolution de la température

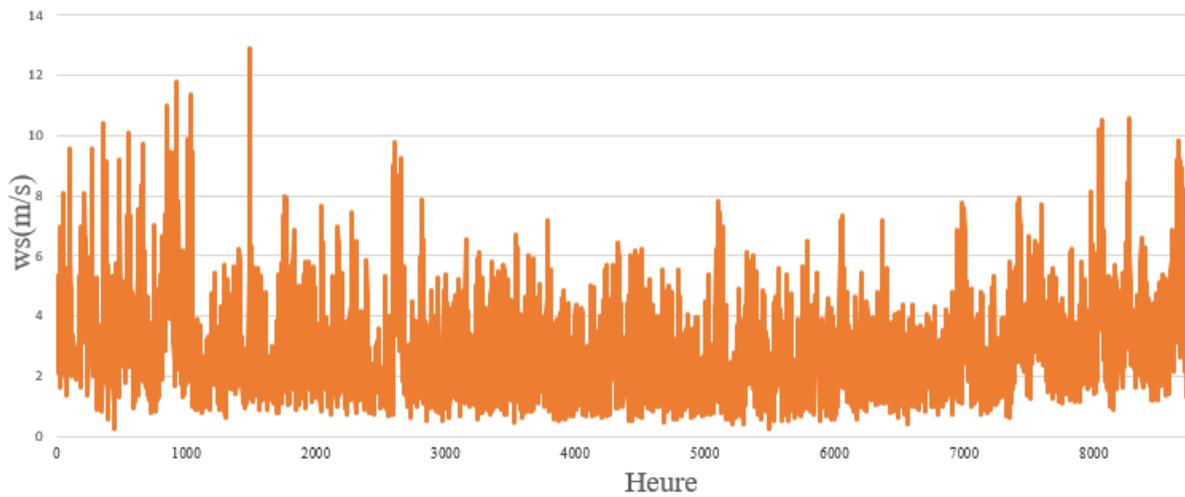


FIGURE 4.2 – Profil annuel d'évolution de la vitesse du vent

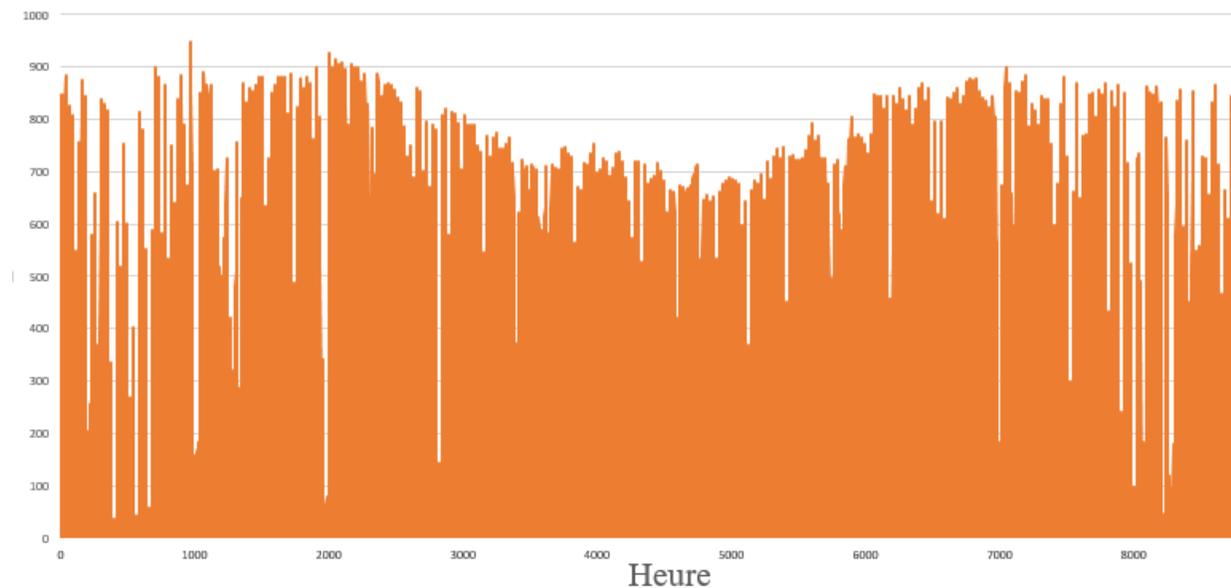


FIGURE 4.3 – Profil annuel d'évolution des irradiations

4.2 Cas d'une habitation - Dimensionnement sur 1 année

L'objectif de cette section est de trouver la taille optimale du système hybride (champ photovoltaïque, éolien et batteries de stockage) satisfaisant la charge du ménage sur une année. L'étude étant sur une année, nous ne tiendrons donc pas compte des dégradations des performances des dispositifs énergétiques, ni de la hausse de consommation énergétique. Nous imposerons une satisfaction de la charge à hauteur de 95% de l'année ($LOLP \geq 95\%$), ainsi qu'une limite sur l'énergie produite mais non consommée qui ne doit pas dépasser 25% de l'énergie consommée ($TNSE \leq 25\%$).

4.2.1 Résultats de la simulation

Les résultats donnés par le tableau 4.2.1 montrent une comparaison directe entre les deux métaheuristiques : l'algorithme génétique AG et WCMFO.

Il est clair que la méthode WCMFO donne des résultats nettement meilleurs que l'AG. En effet, en un temps de calcul moindre, l'algorithme WCMFO fournit un dimensionnement pour un prix du kWh égal à 0,43\$ alors la méthode des AGs fournit un dimensionnement avec un prix de 0,48\$ le kWh . Cette différence de prix induit un coût d'investissement initial plus élevé pour la méthode AG pour une différence de performance quasi négligeable.

On se propose d'étudier les performances du système hybride sur 20 ans, en considérant la dégradation des dispositifs de production énergétique ainsi que la hausse de la consommation énergétique et ce pour les deux configurations proposées par les méthodes d'optimisation : AG et WCMFO.

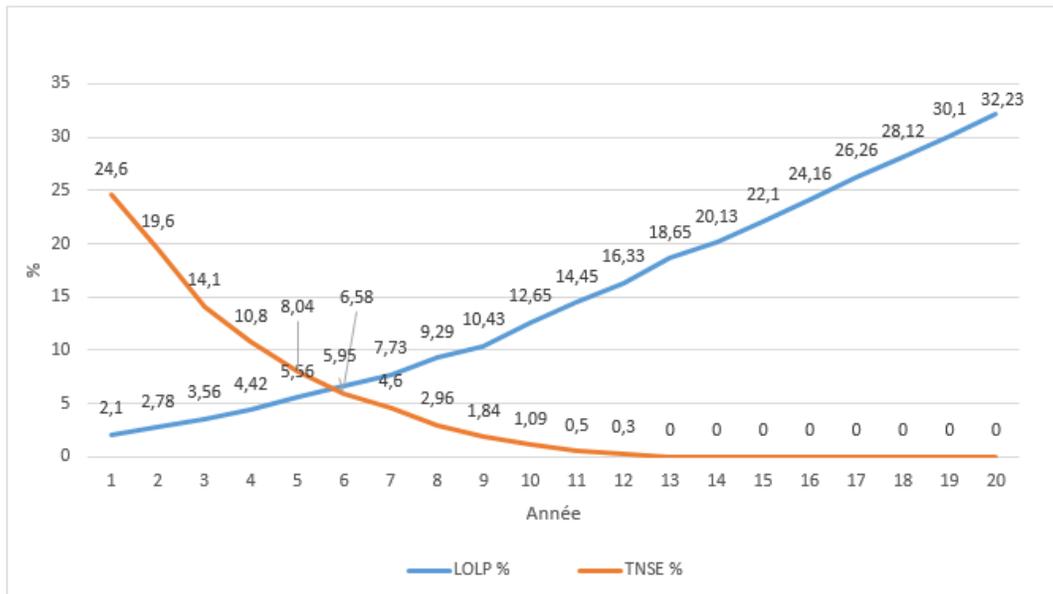


FIGURE 4.4 – Évolution des performances du système hybride - Dimensionnement sur 1 année (WCMFO)

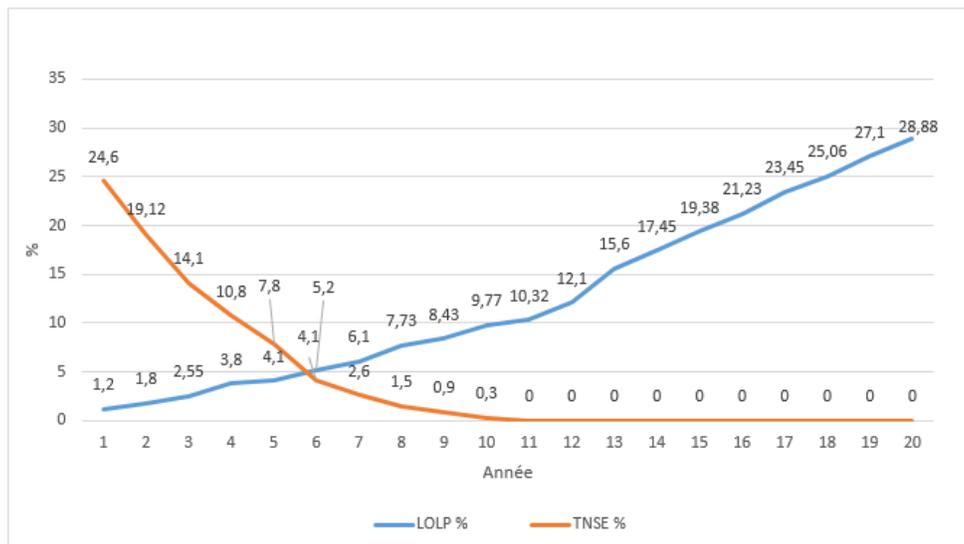


FIGURE 4.5 – Évolution des performances du système hybride - Dimensionnement sur 1 année (AG)

TABLE 4.1 – Dimensions du système hybride - Cas de dimensionnement sur 1 année

Caractéristique de dimensionnement	Résultat Apporté par l'AG	Résultat apporté par WCMFO
Panneaux photovoltaïques (m^2)	22	20
Éolienne (Nombre)	1	1
Batterie (Wh)	152000	130000
Prix du kWh (\$)	0,48	0,43
<i>LOLP</i> (%)	1,2	2,4
<i>TNSE</i> (%)	24,46	24,60
Temps de calcul (s)	11548	8430

Les figures 4.4 et 4.5 montrent respectivement l'évolution des performances du système hybride dans les deux cas de dimensionnement par les algorithmes génétiques et par la WCMFO. La différence dans l'évolution des performances n'est pas flagrante ; néanmoins, on remarque que le système perd beaucoup en autonomie. En effet, au bout de 20 ans, le système sera à 68% d'autonomie uniquement durant l'année. De plus, la rentabilité de l'investissement est loin d'être atteinte pour des performances techniques peu satisfaisantes sur la durée de vie du système hybride.

Le dimensionnement d'un système hybride basé uniquement sur les données d'une année est à la fois peu fiable et peu rentable, que cela soit du côté technique ou bien économique. De ce fait, on propose dans la prochaine section l'étude du dimensionnement d'un système hybride pour le même ménage (consommation moyenne de $10kWh/jour$) en considérant l'évolution de la consommation énergétique ainsi que la dégradation des systèmes de production énergétique tout en garantissant une autonomie de 95% chaque année et ce durant les 20 de service du système hybride.

4.3 Cas d'une habitation - Dimensionnement sur 20 ans

L'objectif de cette section est de trouver la taille optimale du système hybride (champ photovoltaïque, éolien et batteries de stockage) qui garantirait la satisfaction de la charge du ménage à au moins 95% de l'année par le système hybride et ce durant les 20 prochaines années, tous en respectant toutes les contraintes stipulées dans le tableau 2.2. Aucune contrainte ne sera considérée sur l'énergie produite mais non consommée.

4.3.1 Comparaison des résultats des métaheuristiques

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 3, les algorithmes génétiques et l'algorithme WCMFO sont les méthodes qui ont apporté des résultats palpables. Cependant, les AGs n'ont apporté de résultat que pour le dimensionnement sur une année avec un temps de calcul égal à 11548(s) et un coût du kWh de 0.48\$, plus importants que ceux de la configuration optimale du WCMFO. Cette méthode n'a pas pu apporter un résultat pour le dimensionnement sur 20 ans. En effet, après un temps de calcul dépassant les 25000(s), l'algorithme ne trouve pas de solution réalisable (*Infeasible solution found*) ; nous en concluons que les AGs ont échoué à trouver la taille du système capable de satisfaire les objectifs d'autonomie au faible coût

TABLE 4.2 – Dimensions du système hybride - Cas de dimensionnement sur 20 ans

Configuration	Surface du Champ Panneaux photovoltaïques	Nombre d'éoliennes	Capacité de la batterie
Dimension	40,5 (m^2)	1	28760 (Wh)

possible pour les prochaines 20 ans. D'autre part, l'algorithme WCMFA a pu aboutir aux résultats escomptés pour le dimensionnement sur 20 ans au bout d'un temps de calcul égal à 17800(s). Il est clair que l'algorithme WCMFO est le plus puissant parmi les méthodes utilisées pour le traitement de notre problème. De ce fait, dans la suite, nous allons présenter les résultats de la simulation ainsi que les études économique et environnementale de la configuration obtenues grâce à l'algorithme WCMFO.

4.3.2 Résultats de la simulation

Le tableau 4.2 donne les dimensions du système hybride à installer pour un prix du kWh généré de 0,16 \$.

- Pour une consommation moyenne de $10kWh/jour$, nous avons un champ photovoltaïque de $40m^2$, soit l'équivalent de $6,5kW$ produit par jour.
- Une seule éolienne, ce qui est cohérent en vue de la faible évolution de la vitesse du vent durant l'année (figure 4.2). Nous avons des pointes à $15m/s$, or les caractéristiques de l'éolienne lui permettent d'atteindre la puissance nominale lorsque $12m/s \leq V_{vent} \leq 25m/s$ (tableau 2.1). De plus la puissance fourni par celle-ci reste très faible par rapport à son coût d'acquisition qui est de 1200 \$. Le système cherchant le dimensionnement optimal au meilleur coût, ne privilégie donc pas l'emploi de plus d'une éolienne pour ce cas d'études.
- La capacité de la batterie est de $28760Wh$, pour une tension de $48V$ celle-ci est égale à $600Ah$ pour un jour d'autonomie.
- Le prix du kWh produit par le système hybride est de 0,16 \$. Actuellement, les compagnies de production d'électricité délivrent le kWh à 0,12 \$. L'avantage du système hybride, en plus d'être une source d'énergie propre et autonome, est que le prix du kWh n'est sujet à aucune variation dans le temps. En effet, il représente le rapport du coût du système hybride par l'énergie produite et ce durant toute la durée de vie du système (équation 1.2). Ce prix reste très compétitif en comparaison avec le prix actuel du KWh desservi par le réseau, qui est très fluctuant dans le temps. Effectivement, les prix de l'énergie sont souvent sujet à la hausse, à titre d'exemple le prix du kWh a augmenté de 44% de 2008 à 2018.

La figure 4.6 montre l'évolution des performances du système hybride. Nous en déduisons les constats suivants :

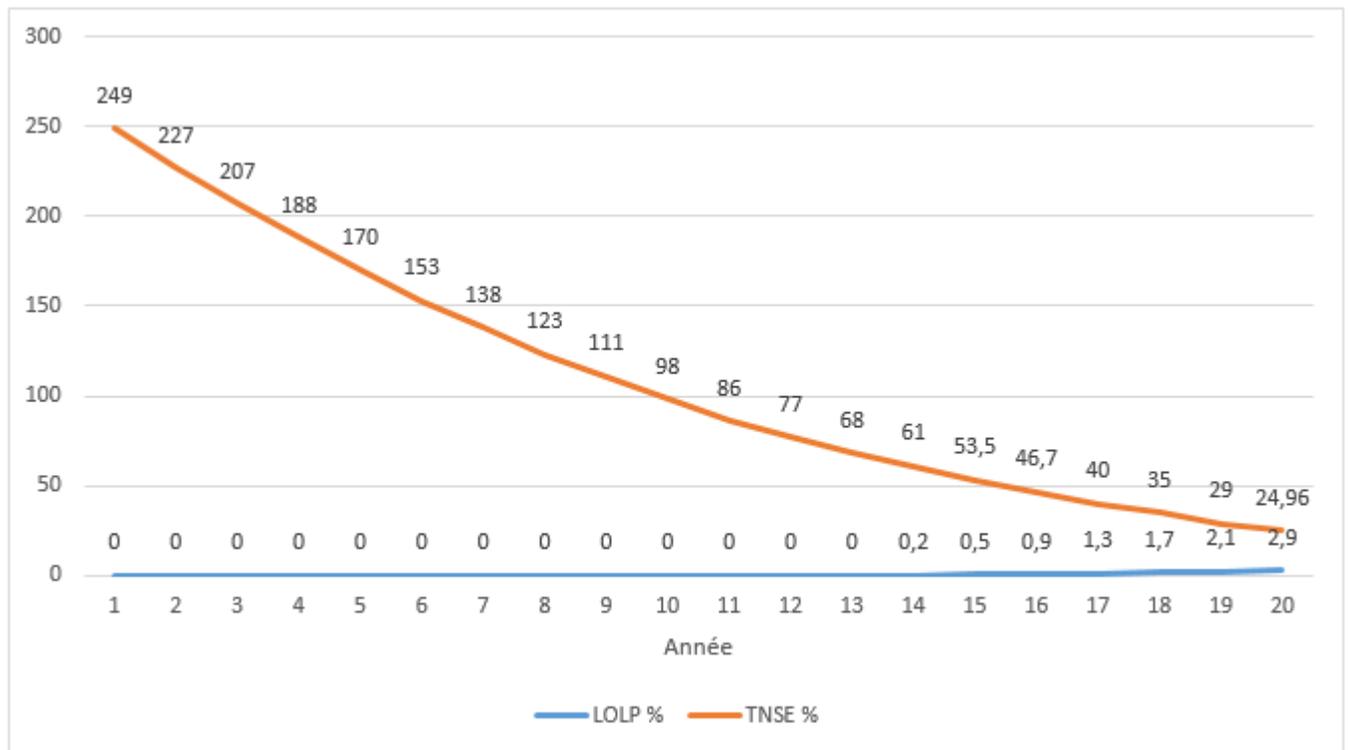


FIGURE 4.6 – Évolution des performances du système hybride - Cas de dimensionnement pour 20 ans

- Le système possède une autonomie totale ($LOLP = 0$) pour les 13 premières années de sa durée de vie. Après 13ans, le système aura besoin du réseau électrique pour satisfaire la charge totale. Néanmoins, l'écart de charge non satisfaite par le système hybride étant petit, l'apport du réseau reste faible. A titre d'exemple, au bout de 20 ans de sa durée de vie, le système aura recours au réseau uniquement 2,9% de l'année, soit 11 jours en moyenne.
- L'énergie produite mais non consommée reste très considérable. En effet, la première année, le système produit un excédant de près de 2,5 fois la consommation. Il est clair que le système est sur-dimensionné pour les premières années, ce fait reste nécessaire pour satisfaire les contraintes de charge sur sa durée de vie. En effet, la taille du système hybride est destinée à satisfaire au moins 95% de la charge durant les 20 ans de service en comptabilisant les dégradations des équipements, ainsi que la hausse de consommation, qui au bout des 20 ans aura atteint le double de la consommation de la première année. Ainsi, cet excédant baissera au fil des années en raison de la hausse de la charge jusqu'à atteindre des taux assez faibles au bout de la 20ème année. Cette énergie n'est en aucun cas perdue, au contraire, elle représente le plus grand atout des systèmes hybrides. L'excédant énergétique est directement injecté au réseau électrique, ce qui permet d'alimenter le réseau de distribution en électricité. Nous allons voir dans la prochaine section l'avantage économique apportée par cette énergie.

4.3.3 Étude économique

L'installation d'un système hybride dimensionné pour satisfaire la consommation énergétique des prochaines 20 années est un investissement considérable. En effet, le coût d'installation du système proposé pour ce cas d'étude (tableau 4.2) est de 13840\$. Ce coût représente l'investissement initial de la première année, il comprend l'acquisition de tous les composants du système hybride ainsi que les coûts de main d'oeuvre et de génie civil pour l'installation. A ce coût, s'ajoutent les frais de maintenance et d'opération sur le système ainsi que les coûts de remplacement (parc de batteries et convertisseurs au bout de 10 ans). Au total, sur les 20 ans de service, le système hybride aura coûté 27100 \$. La figure 4.7 décrit l'évolution du coût de revient du système hybride dans le temps.

La question de rentabilité devient plus que primordiale face à l'ampleur du coût de revient du système énergétique. Afin de mettre en valeur la rentabilité d'acquisition de ce dernier, on se propose de mesurer le coût de revient de la consommation énergétique hors système hybride. On supposera que chaque année le prix du kWh fourni par les compagnies de production augmentera d'une façon linéaire en fonction du taux d'inflation qui est de 4% (données fournies par l'UDES). Les résultats sont affichés en annexe B. Le coût total énergétique des 20 ans de consommation sans système hybride et donc sous réseau électrique, est de 19980\$. A ce niveau, la rentabilité du système hybride n'est clairement pas atteinte.

La figure 4.6 montre que le système hybride produit de l'énergie non consommée. Cette énergie étant produite mais ne pouvant être ni stockée (batteries pleines) ni consommée, est considérée un surplus énergétique; pouvant être vendu au réseaux de distribution. Le coût du kWh de vente du surplus énergétique des systèmes hybrides, plus communément appelé

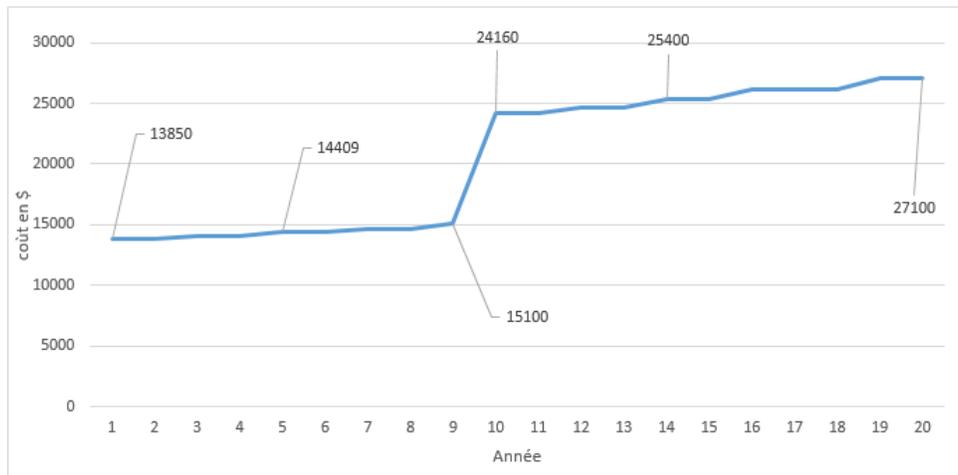


FIGURE 4.7 – Évolution du coût de revient du système hybride durant les 20 ans de service

Feed-in tariff, est évalué par les compagnies de distribution sur différents critères ; il varie en moyenne entre $0,17\$/kWh$ et $0,57\$/kWh$.

- Si l'installation hybride vend la totalité de sa production énergétique, ce prix (gross feed in tariff) sera élevé car les compagnies rachèteront entièrement la production.
- Si le système vend uniquement son surplus énergétique, après auto consommation, le prix (net feed in tariff - export metering) est relativement faible par rapport au cas précédant (en moyenne entre $0,17\ \$$ et $0,23\ \$$).

Dans notre cas d'étude, nous allons considérer le prix de vente énergétique à $0,17\$/kWh$. On considérera également que ce prix sera sujet à une inflation de 2% par année (étude critique considérée sans perte de généralité).

La figure 4.8 montre l'évolution du bénéfice cumulé par année généré par la vente d'énergie du système hybride. En vendant le surplus énergétique produit, le système génère un bénéfice de $19921\ \$$ après 20 ans d'utilisation.

Le coût d'acquisition et d'entretien du système est égale $27100\ \$$, par ailleurs, le bénéfice de vente de l'énergie produite mais non consommé étant de $19921\ \$$, Le coût total de l'installation sur sa durée de vie devient :

$$\text{Coût de la consommation des prochaines 20 années : } 27100 - 19921 = 7179\ \$$$

Or, comme nous l'avons vu plus haut, le coût de revient de la consommation énergétique sans système hybride est de $19980\ \$$. De ce fait, grâce au système hybride, nous avons pu économiser $12800\ \$$ sur la consommation énergétique de l'habitation.

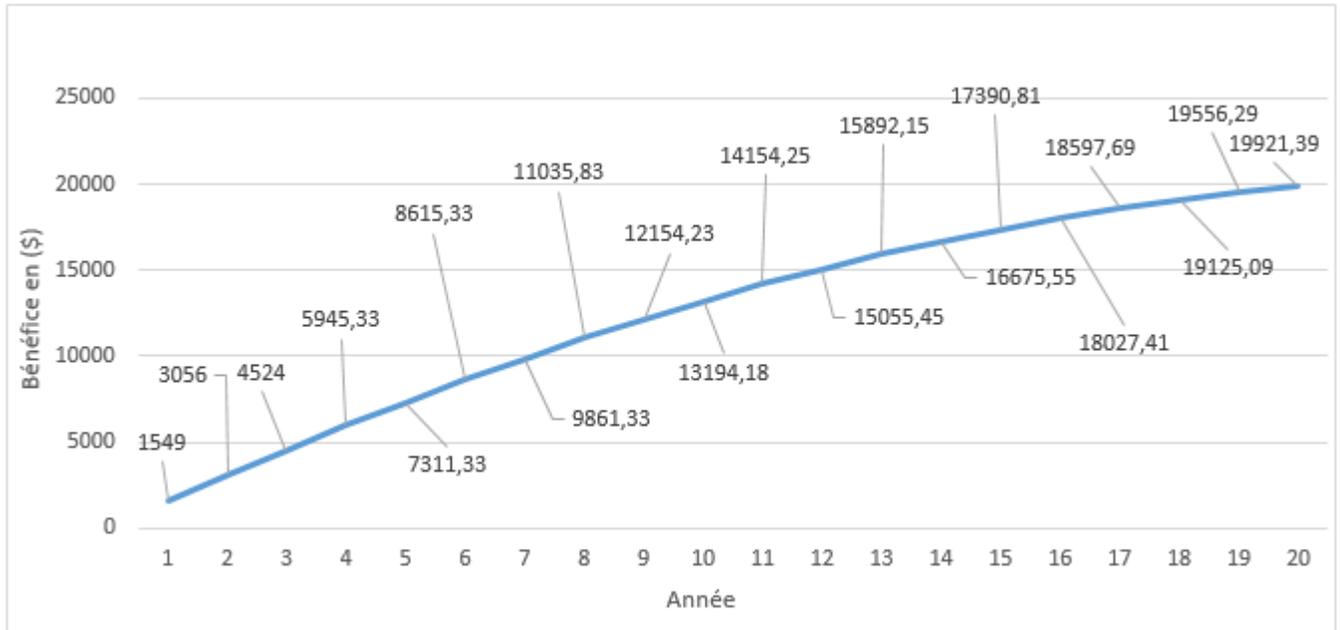


FIGURE 4.8 – Évolution du bénéfice cumulé par année généré par le système hybride

4.3.4 Impact environnemental

L'utilisation des systèmes hybrides étant un moyen propre et durable de production d'énergie électrique, induit une production de CO_2 quasi nulle durant la durée de service de celui-ci. La comparaison avec le cas où l'énergie est acquise à partir du réseau électrique, nous permet de réaliser l'ampleur de l'impact environnemental de ce genre d'installation notamment en réduisant les émissions en CO_2 . Nous avons pu économiser 19910Kg d'émissions de carbone dans l'espace. La communauté internationale encourage ce genre de résultats en attribuant des bénéfices en taxe carbone. En effet, ces taxes facilitent l'acquisition de matériels énergétiques et l'accès aux prêts bancaires pour l'investissement dans le domaine énergétique.

4.4 Conclusion

Nous avons vu à travers ce chapitre l'implémentation des systèmes hybrides sur un ménage d'une consommation moyenne journalière de près de 10kWh sise Bou ismail, Tipaza.

Les résultats de la simulation ont pu garantir une utilisation exemplaire du potentiel énergétique de la région. En effet, le système hybride dimensionné dispose d'une autonomie totale pour les premières 13 années d'utilisation, au bout des 20 ans, le système restera autonome à près de 97% de l'année, soit uniquement 11 jours de déficit énergétique. L'énergie produite mais non consommée reste considérable tout au long de la durée de vie du système hybride. Pouvant être vendue au réseau électrique, celle-ci permet de rentabiliser l'installation des systèmes hybrides. De plus, nous avons pu éviter près de 20000 Kg d'émission de CO_2 et ce uniquement pour une habitation. Une projection sur 100 maisons permet de voir à quel

point l'utilisation des système hybrides nous permet d'arriver aux objectifs internationaux en terme de réduction d'émission de carbone.

Les AGs ont pu résoudre uniquement le dimensionnement pour une année, mais ont failli pour le dimensionnement sur 20 ans et ce après un temps calcul dépassant les 25000s. Malgré un temps de calcul considérable, la métaheuristique hybride WCMFOA reste la meilleure approche d'optimisation utilisée pour résoudre notre modèle. La solution apportée a pu satisfaire l'intégralité des contraintes au plus faible prix.

Conclusion générale

Le contexte énergétique mondial actuel nous pousse à la quête de nouvelles technologies afin de garantir une meilleure exploitation et utilisation des ressources énergétiques renouvelables et non renouvelables, ainsi que de réduire l'impact environnemental engendré par la production et distribution de l'énergie.

Les systèmes hybrides figurent en tête de liste des candidats les mieux adaptés pour pallier aux défis énergétiques du 21ème siècle. Notre brassage de l'état de l'art concernant les problématiques de dimensionnement des systèmes hybrides nous a permis de développer les différents axes de modélisation, les contraintes de fiabilité ainsi que notre objectif d'optimisation. Le modèle mathématique fut ensuite formulé avec l'objectif de minimisation du coût du kWh d'énergie produit par le système hybride, sous contrainte de satisfaction de la charge.

Nous avons donc fourni à travers cette étude un outil de dimensionnement optimal des systèmes hybrides comportant un champ pv-éolien avec système de stockage. Notre modèle permet de dimensionner au meilleur coût une installation hybride pour une habitation satisfaisant à 95 % la demande énergétique sur une durée de vie de 20 ans. Cette étude prend en considération notamment le vieillissement de chaque composant du système ainsi que la hausse de consommation énergétique au fil des années. L'étape de résolution est caractérisée par l'emploi de plusieurs metaheuristiques, dont l'algorithme WCMFO qui a pu fournir les résultats les plus satisfaisants en comparaison avec toutes les approches d'optimisation utilisées. Les résultats d'implantation du modèle sur un cas d'application : une habitation sise Bou Ismail Tipaza, ont été présentés et discutés. Des études économique et environnementale ont été également effectuées justifiant la rentabilité économique de l'investissement dans un système hybride ainsi que son impact capital dans la réduction des émissions de gaz à effets de serre. Cet outil de dimensionnement permet donc aux ménages d'investir d'une manière rentable et responsable dans des installations énergétiques propres, autonomes et durables.

Les avantages acquis par les systèmes hybrides sont indéniables, que cela soit d'un point de vue économique ou bien écologiques. De plus, grâce à cette configuration nous réduisons considérablement l'apport énergétique du réseau électrique afin de satisfaire la consommation des ménages. Installés à grande échelle (villages, communes, etc), les système hybrides permettrons de réduire considérablement la consommation énergétique du secteur des ménage, un avantage bien profitable pour garantir un développement prospère du secteur de l'industrie. Cependant, l'acquisition des systèmes hybrides reste onéreuse pour la majorité des habitants. Un investissement initial de 14000\$ en moyenne est indispensable ; de plus, les coûts d'entretien et de remplacement restent considérables sur la durée de vie du système hybride. Afin de pouvoir satisfaire les objectifs de développement économique tout en garantissant un développement durable, il serait judicieux d'encourager l'utilisation des système

hybrides en fournissant des programmes d'aides financières afin de rendre accessible à une majeure partie de la société l'acquisition et l'utilisation des énergie renouvelables.

Perspectives

Ce travail a fait jaillir bon nombres de questions qui méritent d'être résolues afin de continuer à répondre au challenge énergétique du 21ème siècle tout en grandissant l'utilisation exemplaire des ressources énergétiques.

Un dimensionnement des systèmes hybrides pour utilisation dans les zones éloignées où l'expansion du réseau électrique serait coûteuse et peu rentable pour les compagnies de production est très intéressant. En effet, bon nombre de régions isolées se retrouvent paralysées par le manque d'énergie électrique, ressource indispensable afin de garantir un certain niveau de vie et de développement économique. Il serait judicieux de garder la configuration actuelle du système hybride et d'utiliser les groupes diesel comme source de secours (substitut du réseau électrique). Afin de garantir un coût raisonnable, le dimensionnement des groupes diesel sera sujette à une contrainte sur le nombre de litres de carburant à consommer par année. Une étude économique étudiant l'évolution des coûts de maintenance et d'entretien du système, intégrant également les variations du prix du carburant sur la durée de vie de l'installation serait également intéressante. Des contraintes relatives aux émissions de gaz à effets de serre pourrait aussi être envisagées car, en effet, l'utilisation des groupes diesel induit d'importantes émissions de CO_2 .

Une autre perspective pourrait être envisagée ; en effet la rentabilité atteinte est de 61%, il serait intéressant de considérer une étude à double objectif : minimisation du coût d'acquisition du système hybride et maximisation de la rentabilité. Cependant, ceci affectera l'autonomie du système qui sera dynamique et ne peut être fixée à 95%. Ce genre de système est peu conseillé pour l'utilisation à des fins d'auto-consommation mais beaucoup plus uniquement pour vendre de l'électricité aux compagnies de distribution.

Bibliographie

- [Abdmouleh et al., 2017] Abdmouleh, Z., Gastli, A., Ben-Brahim, L., Haouari, M., and Al-Emadi, N. A. (2017). Review of optimization techniques applied for the integration of distributed generation from renewable energy sources. *Renewable Energy*, 113 :266–280.
- [Ashok, 2007] Ashok, S. (2007). Optimised model for community-based hybrid energy system. *Renewable energy*, 32(7) :1155–1164.
- [Bazmohammadi et al., 2019] Bazmohammadi, N., Karimpour, A., Bazmohammadi, S., Anvari-Moghaddam, A., and Guerrero, J. M. (2019). An efficient decision-making approach for optimal energy management of microgrids. In *2019 IEEE Milan PowerTech*, pages 1–6. IEEE.
- [Bernal-Agustín et al., 2006] Bernal-Agustín, J. L., Dufo-López, R., and Rivas-Ascaso, D. M. (2006). Design of isolated hybrid systems minimizing costs and pollutant emissions. *Renewable Energy*, 31(14) :2227–2244.
- [Blum and Roli, 2003] Blum, C. and Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization : Overview and conceptual comparison. *ACM computing surveys (CSUR)*, 35(3) :268–308.
- [Celik, 2003] Celik, A. N. (2003). Techno-economic analysis of autonomous pv-wind hybrid energy systems using different sizing methods. *Energy Conversion and Management*, 44(12) :1951–1968.
- [Connolly et al., 2010] Connolly, D., Lund, H., Mathiesen, B. V., and Leahy, M. (2010). A review of computer tools for analysing the integration of renewable energy into various energy systems. *Applied energy*, 87(4) :1059–1082.
- [Copetti and Chenlo, 1994] Copetti, J. and Chenlo, F. (1994). Lead/acid batteries for photovoltaic applications. test results and modeling. *Journal of power sources*, 47(1-2) :109–118.
- [Dalton et al., 2008] Dalton, G., Lockington, D., and Baldock, T. (2008). Feasibility analysis of stand-alone renewable energy supply options for a large hotel. *Renewable energy*, 33(7) :1475–1490.
- [Dalton et al., 2009] Dalton, G., Lockington, D., and Baldock, T. (2009). Case study feasibility analysis of renewable energy supply options for small to medium-sized tourist accommodations. *Renewable Energy*, 34(4) :1134–1144.

- [Deshmukh and Deshmukh, 2008] Deshmukh, M. and Deshmukh, S. (2008). Modeling of hybrid renewable energy systems. *Renewable and sustainable energy reviews*, 12(1) :235–249.
- [Diaf et al., 2008] Diaf, S., Notton, G., Belhamel, M., Haddadi, M., and Louche, A. (2008). Design and techno-economical optimization for hybrid pv/wind system under various meteorological conditions. *Applied Energy*, 85(10) :968–987.
- [Dufo-López et al., 2009] Dufo-López, R., Bernal-Agustín, J. L., and Mendoza, F. (2009). Design and economical analysis of hybrid pv–wind systems connected to the grid for the intermittent production of hydrogen. *Energy Policy*, 37(8) :3082–3095.
- [Durand, 2004] Durand, N. (2004). *Algorithmes Génétiques et autres méthodes d’optimisation appliqués à la gestion de trafic aérien*. PhD thesis.
- [El Dor, 2012] El Dor, A. (2012). *Perfectionnement des algorithmes d’optimisation par essai particulaire : applications en segmentation d’images et en électronique*. PhD thesis.
- [Elsied et al., 2014] Elsied, M., Oukaour, A., Gualous, H., and Hassan, R. (2014). Gestion de l’énergie et optimisation du système multisources basée sur l’algorithme génétique.
- [Eltamaly et al., 2017] Eltamaly, A. M., Mohamed, M. A., Al-Saud, M., and Alolah, A. I. (2017). Load management as a smart grid concept for sizing and designing of hybrid renewable energy systems. *Engineering Optimization*, 49(10) :1813–1828.
- [Eskandar et al., 2012] Eskandar, H., Sadollah, A., Bahreininejad, A., and Hamdi, M. (2012). Water cycle algorithm—a novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems. *Computers & Structures*, 110 :151–166.
- [Fathima and Palanisamy, 2015] Fathima, A. H. and Palanisamy, K. (2015). Optimization in microgrids with hybrid energy systems—a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 45 :431–446.
- [Frank et al., 2006] Frank, K. D., Rich, C., and Longcore, T. (2006). Effects of artificial night lighting on moths. *Ecological consequences of artificial night lighting*, pages 305–344.
- [Gaston et al., 2013] Gaston, K. J., Bennie, J., Davies, T. W., and Hopkins, J. (2013). The ecological impacts of nighttime light pollution : a mechanistic appraisal. *Biological reviews*, 88(4) :912–927.
- [Gergaud, 2002] Gergaud, O. (2002). *Modélisation énergétique et optimisation économique d’un système de production éolien et photovoltaïque couplé au réseau et associé à un accumulateur*. PhD thesis.
- [Groumpos and Papageorgiou, 1987] Groumpos, P. and Papageorgiou, G. (1987). An optimal sizing method for stand-alone photovoltaic power systems. *Solar Energy*, 38(5) :341–351.
- [Habib et al., 1999] Habib, M., Said, S., El-Hadidy, M., and Al-Zaharna, I. (1999). Optimization procedure of a hybrid photovoltaic wind energy system. *Energy*, 24(11) :919–929.

- [Hammouche et al., 2006] Hammouche, A., Thele, M., and Sauer, D. U. (2006). Analysis of gassing processes in a vrla/spiral wound battery. *Journal of power sources*, 158(2) :987–990.
- [Kaabeche et al., 2011] Kaabeche, A., Belhamel, M., and Ibtouen, R. (2011). Sizing optimization of grid-independent hybrid photovoltaic/wind power generation system. *Energy*, 36(2) :1214–1222.
- [Kaldellis et al., 2009] Kaldellis, J., Zafirakis, D., and Kondili, E. (2009). Optimum autonomous stand-alone photovoltaic system design on the basis of energy pay-back analysis. *Energy*, 34(9) :1187–1198.
- [Kamel and Dahl, 2005] Kamel, S. and Dahl, C. (2005). The economics of hybrid power systems for sustainable desert agriculture in egypt. *Energy*, 30(8) :1271–1281.
- [Katsigiannis et al., 2010] Katsigiannis, Y., Georgilakis, P., and Karapidakis, E. (2010). Multiobjective genetic algorithm solution to the optimum economic and environmental performance problem of small autonomous hybrid power systems with renewables. *IET Renewable Power Generation*, 4(5) :404–419.
- [Khalilpourazari and Khalilpourazary, 2019] Khalilpourazari, S. and Khalilpourazary, S. (2019). An efficient hybrid algorithm based on water cycle and moth-flame optimization algorithms for solving numerical and constrained engineering optimization problems. *Soft Computing*, 23(5) :1699–1722.
- [Kolhe et al., 2003] Kolhe, M., Agbossou, K., Hamelin, J., and Bose, T. (2003). Analytical model for predicting the performance of photovoltaic array coupled with a wind turbine in a stand-alone renewable energy system based on hydrogen. *Renewable energy*, 28(5) :727–742.
- [Lazou and Papatsoris, 2000] Lazou, A. A. and Papatsoris, A. D. (2000). The economics of photovoltaic stand-alone residential households : a case study for various european and mediterranean locations. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 62(4) :411–427.
- [Lemaire-Potteau et al., 2008] Lemaire-Potteau, E., Mattera, F., Delaille, A., and Malbranche, P. (2008). Assessment of storage ageing in different types of pv systems technical and economical aspects. In *Proc. 24th EU Photovoltaic Solar Energy Conf.*
- [Luna-Rubio et al., 2012] Luna-Rubio, R., Trejo-Perea, M., Vargas-Vázquez, D., and Ríos-Moreno, G. (2012). Optimal sizing of renewable hybrids energy systems : A review of methodologies. *Solar energy*, 86(4) :1077–1088.
- [Markvart, 2000] Markvart, T. (2000). *Solar electricity*, volume 6. John Wiley & Sons.
- [Mirjalili, 2015] Mirjalili, S. (2015). Moth-flame optimization algorithm : A novel nature-inspired heuristic paradigm. *Knowledge-based systems*, 89 :228–249.
- [Mohamed et al., 2017] Mohamed, M. A., Eltamaly, A. M., and Alolah, A. I. (2017). Swarm intelligence-based optimization of grid-dependent hybrid renewable energy systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 77 :515–524.

- [MULLER, 2007] MULLER, J.-C. (2007). Électricité photovoltaïque-filières et marché.
- [Pallabazzer, 1995] Pallabazzer, R. (1995). Evaluation of wind-generator potentiality. *Solar energy*, 55(1) :49–59.
- [Protoogeropoulos et al., 1997] Protoogeropoulos, C., Brinkworth, B., and Marshall, R. (1997). Sizing and techno-economical optimization for hybrid solar photovoltaic/wind power systems with battery storage. *International Journal of Energy Research*, 21(6) :465–479.
- [Rao, 1996] Rao, S. S. (1996). A text book on engineering optimization, theory and practice.
- [Riffonneau, 2009] Riffonneau, Y. (2009). *Gestion des flux énergétique dans un système photovoltaïque avec stockage connecter au réseau—Application à l’habitat*. PhD thesis.
- [Robert and Alzieu, 2004] Robert, J. and Alzieu, J. (2004). Accumulateurs : Accumulateurs au plomb. *Techniques de l’ingénieur. Génie électrique*, 5(D3352).
- [Ruiz-Alvarez et al., 2017] Ruiz-Alvarez, S., Patino, J., Marquez, A., and Espinoza, J. (2017). Optimal design for an electrical hybrid microgrid in colombia under fuel price variation. *International journal of renewable energy research*, 7 :1535–1545.
- [Saad et al., 2009] Saad, I., Tangour, F., and Borne, P. (2009). Application des algorithmes génétiques aux problèmes d’optimisation : Métaheuristiques pour l’optimisation difficile. *REE. Revue de l’électricité et de l’électronique*, (4).
- [Sadollah et al., 2015] Sadollah, A., Eskandar, H., Bahreininejad, A., and Kim, J. H. (2015). Water cycle, mine blast and improved mine blast algorithms for discrete sizing optimization of truss structures. *Computers & Structures*, 149 :1–16.
- [Shi et al., 2007] Shi, J.-H., Zhu, X.-J., and Cao, G.-Y. (2007). Design and techno-economical optimization for stand-alone hybrid power systems with multi-objective evolutionary algorithms. *International Journal of Energy Research*, 31(3) :315–328.
- [Soras and Makios, 1988] Soras, C. and Makios, V. (1988). A novel method for determining the optimum size of stand-alone photovoltaic systems. *Solar cells*, 25(2) :127–142.
- [Sörensen and Glover, 2013] Sörensen, K. and Glover, F. (2013). Metaheuristics. *Encyclopedia of operations research and management science*, 62 :960–970.
- [Thiaux, 2010] Thiaux, Y. (2010). *Optimisation des profils de consommation pour minimiser les coûts économique et énergétique sur cycle de vie des systèmes photovoltaïques autonomes et hybrides—Evaluation de la technologie Li-ion*. PhD thesis.
- [Tina et al., 2006] Tina, G., Gagliano, S., and Raiti, S. (2006). Hybrid solar/wind power system probabilistic modelling for long-term performance assessment. *Solar energy*, 80(5) :578–588.
- [Wang and Singh, 2009] Wang, L. and Singh, C. (2009). Multicriteria design of hybrid power generation systems based on a modified particle swarm optimization algorithm. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 24(1) :163–172.

- [Xiao et al., 2005] Xiao, Y., Thulasiraman, K., Xue, G., Jüttner, A., and Arumugam, S. (2005). The constrained shortest path problem : algorithmic approaches and an algebraic study with generalization. *AKCE International Journal of Graphs and Combinatorics*, 2(2) :63–86.
- [Yang et al., 2003] Yang, H., Lu, L., and Burnett, J. (2003). Weather data and probability analysis of hybrid photovoltaic–wind power generation systems in hong kong. *Renewable Energy*, 28(11) :1813–1824.
- [Yang et al., 2007] Yang, H., Lu, L., and Zhou, W. (2007). A novel optimization sizing model for hybrid solar-wind power generation system. *Solar energy*, 81(1) :76–84.
- [Yang et al., 2009] Yang, H., Wei, Z., and Chengzhi, L. (2009). Optimal design and techno-economic analysis of a hybrid solar–wind power generation system. *Applied Energy*, 86(2) :163–169.
- [Yang et al., 2008] Yang, H., Zhou, W., Lu, L., and Fang, Z. (2008). Optimal sizing method for stand-alone hybrid solar–wind system with lp sp technology by using genetic algorithm. *Solar energy*, 82(4) :354–367.
- [Yang, 2011] Yang, X.-S. (2011). Review of metaheuristics and generalized evolutionary walk algorithm. *arXiv preprint arXiv :1105.3668*.
- [Yilmaz et al., 2008] Yilmaz, P., Hocaoglu, M. H., and Konukman, A. E. S. (2008). A pre-feasibility case study on integrated resource planning including renewables. *Energy Policy*, 36(3) :1223–1232.
- [Zhang et al., 2013] Zhang, Y., Gatsis, N., and Giannakis, G. B. (2013). Robust energy management for microgrids with high-penetration renewables. *IEEE transactions on sustainable energy*, 4(4) :944–953.

Annexe A

Approches d'optimisation

```

SETS:
  Hours /1..8760/: T_a,T_c,G,n_pv,P_pv,V_w,P_w,SOC,E_g,E_nts,E_dam,E_l,pro,db_1,db_2;
ENDSETS

DATA:

G=@OLE(C:\Users\Admin\Desktop\PFE\DataM,'G');
E_l=@OLE(C:\Users\Admin\Desktop\PFE\DataM,'E1');
V_w=@OLE(C:\Users\Admin\Desktop\PFE\DataM,'vw');
T_a=@OLE(C:\Users\Admin\Desktop\PFE\DataM,'Ta');

ENDDATA

!Capacité de la batterie;
!C_b = (EL*SD)/(Vb*DOD*Tcf*n_b);

SOC_max = C_b;
SOC_min = 0.3*C_b;
seg=0.002;
n_inv=0.85;

@for(hours(t) | (t#GT#1) :

!Calcul de l'Energie Solaire;
T_c(t)=T_a(t)+((45-20)/800)*G(t);
n_pv(t)=0.15*(1-0.005*(T_c(t)-40));
P_pv(t)=n_pv(t)*A*G(t);

!Calcul de l'Energie Eolienne;
P_w(t)=@if(V_w(t)#GE#3#AND#V_w(t)#LE#12,400*((V_w(t)-3)/9),
           (@if(V_w(t)#GE#12#AND#V_w(t)#LE#25,400,0));

!Calcul de l'Energie Totale;
E_g(t)= (P_pv(t) + N_w*P_w(t))*(n_inv)^2;

```

FIGURE A.1 – Implémentation du modèle d'optimisation sur Lingo - Partie 1

```

SOC(1)=SOC_max;
E_nts(1)=0;
E_dam(1)=0;

pro(t)=@if(E_g(t) #GT# E_l(t), E_g(t) - E_l(t)*n_inv,E_l(t)/n_inv - E_g(t));

db_1(t)=SOC_max - SOC(t-1);
db_2(t)=SOC(t-1) - SOC_min;

SOC(t)=@if(E_g(t) #GT# E_l(t), (@if(SOC(t-1) #LT# SOC_max,@if(pro(t) #LE# db_1(t)
, SOC(t-1)*(1-seg)+pro(t), SOC_max), SOC_max)),
(@if(SOC(t-1) #GE# SOC_min,@if(db_2(t) #GT# pro(t),
SOC(t-1)*(1-seg) - pro(t), SOC_min), SOC_min)));

E_dam(t)=@if(E_g(t) #GE# E_l(t),@if( pro(t) #GE# db_1(t), pro(t) - db_1(t),0),0);
E_nts(t)=@if(E_g(t) #LT# E_l(t),@if( db_2(t) #LT# pro(t), pro(t) - db_2(t),0),0);

!SOC_min <= SOC(t);
!SOC(t) <= SOC_max;

);

LOLP = @sum(Hours(t):E_nts(t))/@sum(Hours(t):E_l(t));
TPSE = @sum(Hours(t):E_dam(t))/@sum(Hours(t):E_l(t));

!Critère de selections;
A > 10;
C_b > 1;
N_w > 1;
LOLP <= 0.05;
TPSE <= 0.03;
CI= 97*A + N_w*1200 + 0.207*C_b + 2800;
MIN=LCC;

```

FIGURE A.2 – Implémentation du modèle d'optimisation sur Lingo - Partie 2

Annexe B

Cas d'application

TABLE B.1 – Coût de la consommation énergétique sans système hybride

Année	Consommation par année (<i>kWh</i>)	Prix du <i>kWh</i> (\$)	Coût de la consommation (\$)
1	3648.3	0.1200	437.8
2	3830.7	0.1248	478.1
3	4013.1	0.1296	520.1
4	4195.5	0.1344	563.9
5	4377.9	0.1392	609.4
6	4560.3	0.1440	656.7
7	4742.7	0.1488	705.7
8	4925.1	0.1536	756.5
9	5107.6	0.1584	809.0
10	5290.0	0.1632	863.3
11	5472.4	0.1680	919.4
12	5654.8	0.1728	977.1
13	5837.2	0.1776	1036.7
14	6019.6	0.1824	1098.0
15	6202.0	0.1872	1161.0
16	6384.4	0.1920	1225.8
17	6566.9	0.1968	1292.4
18	6749.3	0.2016	1360.7
19	6931.7	0.2064	1430.7
20	7114.1	0.2112	1502.5